UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO
FACULDADE DE ECONOMIA, ADMINISTRAÇÃO E CONTABILIDADE
DEPARTAMENTO DE CONTABILIDADE E ATUÁRIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CONTROLADORIA E
CONTABILIDADE

Efeitos dos aspectos institucionais na anomalia dos *accruals* na América
Latina

Jeíce Catrine Cordeiro Moreira

Orientador: Prof. Dr. Gerlando Augusto Sampaio Franco de Lima

SÃO PAULO
2018

Prof. Dr. Vahan Agopyan
Reitor da Universidade de São Paulo

Prof. Dr. Adalberto Américo Fischmann
Diretor da Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade

Prof. Dr. Ariovaldo dos Santos
Chefe do Departamento de Contabilidade e Atuária

Prof. Dr. Lucas Ayres Barreira de Campos Barros
Coordenador do Programa de Pós-Graduação em Controladoria e Contabilidade

JEICE CATRINE CORDEIRO MOREIRA

**Efeitos dos aspectos institucionais na anomalia dos *accruals* na América
Latina**

Tese apresentada ao Departamento de Contabilidade e Atuária da Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade da Universidade de São Paulo como requisito parcial para a obtenção do título de Doutor em Ciências.

Orientador: Prof. Dr. Gerlando Augusto Sampaio Franco de Lima

Versão Corrigida

**SÃO PAULO
2018**

Autorizo a reprodução e divulgação total ou parcial deste trabalho, por qualquer meio convencional ou eletrônico, para fins de estudo e pesquisa, desde que citada a fonte.

FICHA CATALOGRÁFICA

Elaborada por Martha Ribeiro Neves de Vasconcellos CRB-8/5994
Seção de Processamento Técnico do SBD/FEA/USP

Moreira, Jeíce Catrine Cordeiro

Efeitos dos aspectos institucionais na anomalia dos *accruals* na América Latina/Jeíce Catrine Cordeiro Moreira. – São Paulo, 2018.

322 p.

Tese (Doutorado) – Universidade de São Paulo, 2018.

Orientador: Gerlando Augusto Sampaio Franco de Lima.

1. Contabilidade Internacional 2. Fatores institucionais 3. Retornos anormais 4. Anomalia dos *accruals* I. Universidade de São Paulo. Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade. II. Título.

CDD – 657.6

A Eldiris e Jair

Agradecimentos

Agradeço primeiramente a Deus, por me capacitar, iluminar e me fortalecer nessa conquista.

Ao apoio da minha família, isto é, dos meus pais, Eldiris e Jair, dos meus irmãos, Janice e Jânio, das crianças, Paulo Henrique e Olavo, e cunhados José e Giselle, pelo constante incentivo e pelo sacrifício da distância, já habitual em nossas vidas. Em especial, agradeço imensamente aos meus pais por tudo o que fizeram em nome da minha oportunidade de estudar. E ao Luis, pelo amor, companheirismo, paciência e dedicação. Obrigada!

Ao Professor Gerlando, por sua paciência e seu auxílio, sem os quais não teria sido possível chegar até o fim. Agradeço também a todos os professores do Programa de Pós-Graduação em Controladoria e Contabilidade (PPGCC), em especial aos Professores Henrique e Lucas.

Aos professores Prof.^a Tatiana Albanez, Prof.^a Márcia de Luca, Prof. Wilson Nakamura e Prof. José Elias pelas valiosas contribuições.

A todos os amigos da FEA, principalmente aos ingressantes no PPGCC de 2014, cuja amizade foi essencial para superar os momentos difíceis. Meus agradecimentos especiais à Verônica Santana, pela amizade, paciência e disponibilidade para me ajudar nos códigos da tese. Agradeço também à Martha Bianchi e ao Jeronymo Marcondes. Agradeço ao companheirismo dos colegas da linha 3: Bianca Checon, Marco Aurélio, Sandro Vieira, Fernanda Kreuzberg, Edna Peres e Martha. À Martha, Natália Dinoá e Suilise Berwanger, muito obrigada pela amizade! Agradeço em especial à Bianca e à Samantha Telles, da turma de 2014, por me acolherem tão carinhosamente no grupo do doutorado, ajudando nesse percurso árduo. A todos os amigos do PPGCC, em especial a Alan Góis, Camila Soueneta, Raquel Sarquis, Robson Queiroz e Vitor Nasu.

À CNPQ, pelo auxílio financeiro, sem o qual essa pesquisa não seria possível. À toda a

equipe da FEA: secretaria de pós-graduação, secretaria do PPGCC, em especial ao Andres e à Gisele, e à biblioteca. Aos coordenadores do PPGCC, professores Lucas e Andson. À FIPECAFI, em especial ao Prof. Nahor. Obrigada a todos pela paciência e apoio! Agradeço também à biblioteca da FGV, que possibilitou a coleta de dados essenciais à minha pesquisa.

Agradeço aos professores da Universidade Federal de Viçosa (UFV), em especial à Professora Fernanda Maria de Almeida, por acreditar em mim desde o início dessa jornada e pelo enorme incentivo ao ensino e pesquisa.

À minha amiga Julia Alves, por me acolher em São Paulo, e ao Giovani Siqueira, pelo companheirismo e amizade. À Driély Oyama, Mariana Ribeiro e Anderson Reis e pela amizade. Ao Victor, por me ajudar a manter a sanidade mental.

A todos que, de alguma forma, participaram e contribuíram para a finalização desta importante etapa de minha vida, meus sinceros agradecimentos!

*My head is spinning and my feet are off the ground
When I can't stop dancing like no one's around and yeah,
I think we were born to shine.
(...) And if people don't like it then they can close their eyes
Cause we're not the same and we don't have to try,
Cause we're brighter than fireflies
We're gonna light the sky.*

GRACE VANDERWAAL

Resumo

Moreira, J. C. C. (2018). *Efeitos dos aspectos institucionais na anomalia dos accruals na América Latina* (Tese de Doutorado, Universidade de São Paulo, São Paulo).

Esta pesquisa buscou investigar a anomalia dos *accruals* nos retornos de cinco países da América Latina (Argentina, Brasil, Chile, México e Peru), bem como observar se os aspectos institucionais impactaram nos retornos anormais de *accruals* dos países. Para tanto, foram analisadas séries temporais para cada país, agrupadas em carteiras de *accruals* e carteiras de setor, para os modelos *Capital Asset Pricing Model* (CAPM), 3-fatores e 4-fatores, incluindo o fator *accruals* e observados os retornos anormais das séries, avaliando-os por meio da estatística GRS e pelas estatísticas de teste do procedimento de Fama e MacBeth. Em seguida, foram construídos modelos de dados em painel para o período de 2004 a 2017, em que as variáveis dependentes foram os retornos anormais de *accruals*, resultantes das séries temporais mensais de cada uma das empresas, e as variáveis independentes foram os fatores institucionais característicos dos países e as variáveis a nível de empresa. O estudo esperava que, se confirmados os retornos anormais de *accruals* nas séries temporais da América Latina, os fatores específicos de cada país contribuiriam para explicar as diferenças de retornos anormais existentes entre eles. Os resultados confirmaram a presença de retornos anormais em todos os países da amostra, em todos os modelos e o comportamento dos *accruals* explicou parte dos retornos. Além disso, as variáveis institucionais dos países estudados impactaram os retornos anormais de *accruals*. Por fim, esta pesquisa fornece evidências quanto a generalização da anomalia dos *accruals*, enriquecendo a literatura sobre países ainda pouco explorados e de importância econômica crescente, além de prover indícios sobre os efeitos dos aspectos institucionais na anomalia dos *accruals* na América Latina.

Palavras-chave: Contabilidade Internacional. Fatores Institucionais. Retornos anormais. Anomalia dos *accruals*.

Abstract

Moreira, J. C. C. (2018). *Effects of institutional factors on the accruals anomaly in Latin America* (Doctor's thesis, University of São Paulo, São Paulo).

This research aimed to investigate accrual anomaly of returns from five countries in Latin America (Argentina, Brazil, Chile, Mexico and Peru), and to observe whether institutional factors impacted the accruals abnormal returns in these countries. For that purpose, time series for each country were built, and grouped in accruals and industry portfolios for Capital Asset Pricing Model (CAPM), 3-factor and 4-factor models, including the accrual factor (ACC). Abnormal returns were detected through the GRS statistics and the Fama and MacBeth procedure. Then, panel data models were used considering the period from 2004 to 2017, in which the dependent variables was the accrual abnormal returns resulted from the individual monthly series for each analyzed company; and the independent variables were the country-specific institutional factors and the company-level variables. Considering previous literature, in this study, it was expected that, if the accrual abnormal returns were confirmed in the time series from Latin America, the specific factors from each country would contribute to explain the differences between the returns. The results confirmed the presence of abnormal returns in every country from the sample and in all models, plus, the behavior from accruals partially explains returns. Furthermore, the institutional variables of countries influence the accruals abnormal returns. Finally, this research provides evidence over the generalization of accruals anomaly, contributing to literature on poorly studied, but economically relevant countries, besides providing signs regarding effects of institutional factors effects on the anomaly in Latin America.

Keywords: International Accounting. Institutional factors. Abnormal Returns. Accrual anomaly.

Lista de Tabelas

2.1	Anomalias no Mercado de Capitais	20
2.2	Estudos anteriores sobre anomalias dos <i>accruals</i>	27
2.3	Evidências Empíricas sobre Internacionalização da anomalia dos <i>accruals</i> .	32
3.1	Valor de mercado das Bolsas - em milhões de dólares	37
3.2	Dimensões Culturais	43
3.3	Matriz de Correlações dos Fatores de Governança	46
3.4	Matriz de cargas fatoriais	47
3.5	Descrição dos dados para formação das carteiras	51
4.1	Resumo dos resultados das Séries Temporais - Brasil	60
4.2	Resumo dos resultados das Séries Temporais - Peru	63
4.3	Resumo dos resultados das Séries Temporais - México	68
4.4	Resumo dos resultados das Séries Temporais - Argentina	71
4.5	Resumo dos resultados das Séries Temporais - Chile	74
4.6	Resumo dos resultados de Fama MacBeth - Brasil	77
4.7	Resumo dos resultados de Fama MacBeth - Peru	79
4.8	Resumo dos resultados de Fama MacBeth - México	81
4.9	Resumo dos resultados de Fama MacBeth - Argentina	83
4.10	Resumo dos resultados de Fama MacBeth - Chile	85
4.11	Estatística Descritiva	86
4.12	Matriz de Correlações - Retornos Anormais e Variáveis a nível de empresa - Dados winsorizados	87
4.13	Matriz de Correlações - Retornos Anormais e Variáveis a nível de País - Dados winsorizados	89
4.14	Matriz de Correlações - Variáveis a nível de Empresa e a nível de País - Dados winsorizados	91
4.15	Retornos Anormais e Cultura	94
4.16	Retornos Anormais e Crise	96
4.17	Retornos Anormais HLM	98

A.1	Séries temporais para o CAPM nas carteiras de <i>accruals</i> - Brasil	113
A.2	Séries temporais para o CAPM e fator <i>accruals</i> nas carteiras de <i>accruals</i> - Brasil	114
A.3	Séries temporais para o CAPM nas carteiras de Setor - Brasil	115
A.4	Séries temporais para o CAPM e fator <i>accruals</i> nas carteiras de Setor - Brasil	116
A.5	Séries temporais para o 3-fatores nas carteiras de <i>accruals</i> - Brasil	117
A.6	Séries temporais para o 3-fatores e fator <i>accruals</i> nas carteiras de <i>accruals</i> - Brasil	118
A.7	Séries temporais para o 3-fatores nas carteiras de Setor - Brasil	119
A.8	Séries temporais para o 3-fatores e fator <i>accruals</i> nas carteiras de Setor - Brasil	120
A.9	Séries temporais para o 4-fatores nas carteiras de <i>accruals</i> - Brasil	121
A.10	Séries temporais para o 4-fatores e fator <i>accruals</i> nas carteiras de <i>accruals</i> - Brasil	122
A.11	Séries temporais para o 4-fatores nas carteiras de Setor - Brasil	123
A.12	Séries temporais para o 4-fatores e fator <i>accruals</i> nas carteiras de Setor - Brasil	124
A.13	Estatística GRS - Brasil	125
A.14	Séries temporais para o CAPM e fator <i>accruals</i> nas carteiras de <i>accruals</i> - Peru	126
A.15	Séries temporais para o CAPM nas carteiras de Setor - Peru	127
A.16	Séries temporais para o CAPM e fator <i>accruals</i> nas carteiras de Setor - Peru	128
A.17	Séries temporais para o 3-fatores e fator <i>accruals</i> nas carteiras de <i>accruals</i> - Peru	129
A.18	Séries temporais para o 3-fatores nas carteiras de Setor - Peru	130
A.19	Séries temporais para o 3-fatores e fator <i>accruals</i> nas carteiras de Setor - Peru	131
A.20	Séries temporais para o 4-fatores e fator <i>accruals</i> nas carteiras de <i>accruals</i> - Peru	132
A.21	Séries temporais para o 4-fatores nas carteiras de Setor - Peru	133
A.22	Séries temporais para o 4-fatores e fator <i>accruals</i> nas carteiras de Setor - Peru	134
A.23	Estatística GRS - Peru	135
A.24	Séries temporais para o CAPM e fator <i>accruals</i> nas carteiras de <i>accruals</i> - México	136
A.25	Séries temporais para o CAPM e fator <i>accruals</i> nas carteiras de Setor - México	137

A.26 Séries temporais para o 3-fatores e fator <i>accruals</i> nas carteiras de <i>accruals</i>	
- México	138
A.27 Séries temporais para o 3-fatores e fator <i>accruals</i> nas carteiras de Setor -	
México	139
A.28 Séries temporais para o 4-fatores e fator <i>accruals</i> nas carteiras de <i>accruals</i>	
- México	140
A.29 Séries temporais para o 4-fatores e fator <i>accruals</i> nas carteiras de Setor -	
México	141
A.30 Estatística GRS - México	142
A.31 Séries temporais para o CAPM e fator <i>accruals</i> nas carteiras de <i>accruals</i> -	
Argentina	143
A.32 Séries temporais para o CAPM nas carteiras de Setor - Argentina	144
A.33 Séries temporais para o CAPM e fator <i>accruals</i> nas carteiras de Setor -	
Argentina	145
A.34 Séries temporais para o 3-fatores e fator <i>accruals</i> nas carteiras de <i>accruals</i>	
- Argentina	146
A.35 Séries temporais para o 3-fatores nas carteiras de Setor - Argentina	147
A.36 Séries temporais para o 3-fatores e fator <i>accruals</i> nas carteiras de Setor -	
Argentina	148
A.37 Séries temporais para o 4-fatores e fator <i>accruals</i> nas carteiras de <i>accruals</i>	
- Argentina	149
A.38 Séries temporais para o 4-fatores nas carteiras de Setor - Argentina	150
A.39 Séries temporais para o 4-fatores e fator <i>accruals</i> nas carteiras de Setor -	
Argentina	151
A.40 Estatística GRS - Argentina	152
A.41 Séries temporais para o CAPM e fator <i>accruals</i> nas carteiras de <i>accruals</i> -	
Chile	153
A.42 Séries temporais para o CAPM nas carteiras de Setor - Chile	154
A.43 Séries temporais para o CAPM e fator <i>accruals</i> nas carteiras de Setor - Chile	155
A.44 Séries temporais para o 3-fatores e fator <i>accruals</i> nas carteiras de <i>accruals</i>	
- Chile	156
A.45 Séries temporais para o 3-fatores nas carteiras de Setor - Chile	157
A.46 Séries temporais para o 3-fatores e fator <i>accruals</i> nas carteiras de Setor -	
Chile	158
A.47 Séries temporais para o 4-fatores e fator <i>accruals</i> nas carteiras de <i>accruals</i>	
- Chile	159
A.48 Séries temporais para o 4-fatores nas carteiras de Setor - Chile	160

Autorizo a reprodução e divulgação total ou parcial deste trabalho, por qualquer meio convencional ou eletrônico, para fins de estudo e pesquisa, desde que citada a fonte.

FICHA CATALOGRÁFICA

Elaborada por Martha Ribeiro Neves de Vasconcellos CRB-8/5994
Seção de Processamento Técnico do SBD/FEA/USP

Moreira, Jeíce Catrine Cordeiro

Efeitos dos aspectos institucionais na anomalia dos *accruals* na América Latina/Jeíce Catrine Cordeiro Moreira. – São Paulo, 2018.

322 p.

Tese (Doutorado) – Universidade de São Paulo, 2018.

Orientador: Gerlando Augusto Sampaio Franco de Lima.

1. Contabilidade Internacional 2. Fatores institucionais 3. Retornos anormais 4. Anomalia dos *accruals* I. Universidade de São Paulo. Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade. II. Título.

CDD – 657.6

A.49 Séries temporais para o 4-fatores e fator <i>accruals</i> nas carteiras de Setor - Chile	161
A.50 Estatística GRS - Chile	162
B.1 Estatística Fama-MacBeth CAPM - Brasil	163
B.2 Estatística Fama-MacBeth 3-fatores - Brasil	164
B.3 Estatística Fama-MacBeth 4-fatores - Brasil	164
B.4 Estatística Fama-MacBeth CAPM Setorial - Brasil	165
B.5 Estatística Fama-MacBeth 3-fatores Setorial - Brasil	165
B.6 Estatística Fama-MacBeth 4-fatores Setorial - Brasil	166
B.7 Estatística Fama-MacBeth CAPM - Peru	166
B.8 Estatística Fama-MacBeth 3-fatores - Peru	167
B.9 Estatística Fama-MacBeth 4-fatores - Peru	167
B.10 Estatística Fama-MacBeth CAPM Setorial - Peru	168
B.11 Estatística Fama-MacBeth 3-fatores Setorial - Peru	168
B.12 Estatística Fama-MacBeth 4-fatores Setorial - Peru	169
B.13 Estatística Fama-MacBeth CAPM - México	169
B.14 Estatística Fama-MacBeth 3-fatores - México	170
B.15 Estatística Fama-MacBeth 4-fatores - México	170
B.16 Estatística Fama-MacBeth CAPM Setorial - México	171
B.17 Estatística Fama-MacBeth 3-fatores Setorial - México	171
B.18 Estatística Fama-MacBeth 4-fatores Setorial - México	172
B.19 Estatística Fama-MacBeth CAPM - Argentina	172
B.20 Estatística Fama-MacBeth 3-fatores - Argentina	173
B.21 Estatística Fama-MacBeth 4-fatores - Argentina	173
B.22 Estatística Fama-MacBeth CAPM Setorial - Argentina	174
B.23 Estatística Fama-MacBeth 3-fatores Setorial - Argentina	174
B.24 Estatística Fama-MacBeth 4-fatores Setorial - Argentina	175
B.25 Estatística Fama-MacBeth CAPM - Chile	175
B.26 Estatística Fama-MacBeth 3-fatores - Chile	176
B.27 Estatística Fama-MacBeth 4-fatores - Chile	176
B.28 Estatística Fama-MacBeth CAPM Setorial - Chile	177
B.29 Estatística Fama-MacBeth 3-fatores Setorial - Chile	177
B.30 Estatística Fama-MacBeth 4-fatores Setorial - Chile	178

Siglas

ACC *accruals*. 13, 17, 39, 53, 55, 56, 57, 58, 59, 61, 62, 64, 65, 66, 69, 70, 72, 73, 75, 78, 97, 102

B3 Brasil, Bolsa, Balcão. 37, 43

BASE *Buenos Aires Stock Exchange*. 37, 43

BMV Bolsa Mexicana de Valores. 37, 43

BTM *Book-to-market*. 29

BVL Bolsa de Valores de Lima. 37, 43

CAPM *Capital Asset Pricing Model*. vii, 13, 14, 16, 39, 48, 49, 50, 52, 54, 56, 57, 58, 61, 62, 65, 66, 69, 72, 75, 82, 87, 88, 92, 95, 101, 102, 103, 126

HML *High minus low*. 17, 57, 58, 59, 61, 62, 65, 66, 69, 70, 72, 73

IFRS *International Financial Reporting Standards*. 17, 41, 54, 93, 95, 97, 102, 103

MAE *Mean absolute Error*. 75

MTB *Market-to-book*. 21

PEAD *Post-earnings announcement drift*. 12, 20, 21

PIB Produto Interno Bruto. 31, 33, 34, 37

Rm *Return for the Market Portfolio*. 55, 56, 57, 58, 61, 62, 65, 66, 69, 70, 72, 73, 82

SMB *Small minus big*. 17, 53, 57, 58, 59, 61, 62, 65, 66, 69, 70, 72, 73

SNSE *Santiago Stock Exchange*. 37, 43

WGI *Worldwide Governance Indicators*. 41, 93, 95, 97, 102

WML *Winners minus losers*. 17, 55, 58, 59, 62, 66, 70, 72, 73

Sumário

1	Introdução	11
1.1	Contextualização e Questão de Pesquisa	11
1.2	Objetivos	13
1.3	Hipóteses	14
1.4	Tese	15
1.5	Contribuições	16
1.6	Descrição dos capítulos	17
2	Referencial Teórico	19
2.1	Anomalias no mercado de capitais	19
2.1.1	Anomalia dos <i>accruals</i>	22
2.2	Contabilidade, a anomalia dos <i>accruals</i> e Fatores Institucionais	28
2.3	O mercado de capitais latino-americano	33
3	Procedimentos Metodológicos	37
3.1	Período e Amostra	37
3.2	Variáveis	38
3.2.1	Variáveis Dependentes	39
3.2.2	Variáveis de Interesse e de Controle	39
3.2.2.1	Análise Fatorial dos Fatores de Governança	46
3.3	Modelo de Fatores	47
3.3.1	Procedimento Fama-MacBeth	49
3.3.2	Especificação dos modelos	51
3.3.3	O fator <i>accruals</i>	53
3.4	Modelagem de dados em painel	53
4	Resultados	55
4.1	Análise das Séries Temporais	55
4.1.1	Brasil	56
4.1.2	Peru	61

4.1.3	México	65
4.1.4	Argentina	69
4.1.5	Chile	72
4.2	Análise de Fama-MacBeth	75
4.2.1	Brasil	75
4.2.2	Peru	78
4.2.3	México	80
4.2.4	Argentina	82
4.2.5	Chile	84
4.3	Estatísticas Descritivas	86
4.4	Análise das regressões	92
4.5	Síntese dos principais resultados	97
5	Conclusão	101
	Referências	107
A	Séries Temporais	113
A.1	Brasil	113
A.2	Peru	125
A.3	México	135
A.4	Argentina	142
A.5	Chile	152
B	Estatísticas de Fama-MacBeth	163
B.1	Brasil	163
B.2	Peru	166
B.3	México	169
B.4	Argentina	172
B.5	Chile	175
C	Scripts Modelos Fatoriais	179
C.1	Cálculo dos Fatores	179
C.1.1	Dados de Preços	179
C.1.2	Fatores	180
C.1.2.1	SMB	180
C.1.2.2	HML	187
C.1.2.3	ACC	192
C.1.2.4	WML	198
C.2	Modelo de Fatores: Carteiras, Séries Temporais e Análise de Fama MacBeth	202

C.2.1	Pacotes Utilizados	202
C.2.2	CAPM	203
C.2.2.1	Carteiras de Accruals	203
C.2.2.2	Carteiras de Setor	226
C.2.3	3-fatores	236
C.2.3.1	Carteiras de Accruals	236
C.2.3.2	Carteiras de Setor	242
C.2.4	4-fatores	250
C.2.4.1	Carteiras de Accruals	250
C.2.4.2	Carteiras de Setor	257
C.3	Retornos Anormais	266
C.3.1	CAPM	266
C.3.2	3-fatores	278
C.3.3	4-fatores	289
D	Scripts Segunda Etapa do Estudo	303
D.1	Dados em Pannel	303
D.1.1	Dados	303
D.1.2	Estatísticas Descritivas	311
D.1.3	Regressões	315
D.1.4	Fatorial	319
D.1.5	Gráficos América Latina	321

1 Introdução

1.1 Contextualização e Questão de Pesquisa

O objetivo deste estudo foi examinar indícios da anomalia dos *accruals* nos retornos das empresas de cinco países da América Latina (Argentina, Brasil, Chile, México e Peru), bem como observar os efeitos de aspectos institucionais nos retornos anormais de *accruals* de tais países. Diversos estudos analisaram os efeitos da anomalia dos *accruals* ao redor do mundo (Por exemplo, LaFond, 2005; Pincus, Rajgopal & Venkatachalam, 2007; Kaserer & Klingler, 2008; Fan & Yu, 2013), incluindo em países América Latina (Por exemplo, Trejo-Pech, Noguera, Weldon & Samaniego-Alcántar, 2011; Cupertino, Martinez & Costa Jr, 2012; Takamatsu & Fávero, 2013). Entretanto, o comportamento dos retornos dos *accruals* e como as características próprias dos países latinos podem afetá-los permanecem ainda pouco exploradas.

Sloan (1996) escreveu o primeiro trabalho a identificar, estudando o mercado americano, que uma estratégia baseada em uma posição comprada (vendida) em ações com baixos (altos) *accruals* gera retornos anormais, o que ficou conhecido posteriormente como anomalia dos *accruals*. Alguns dos estudos anteriores sobre a anomalia investigaram problemas como: a relação entre a anomalia e outras anomalias, com o objetivo de verificar se a anomalia dos *accruals* não reflete o comportamento de outra anomalia já documentada, como o estudo que compara a anomalia dos *accruals* e a anomalia de *post-earnings announcement drift* (Collins & Hribar, 2000), ou o que a compara com a *value-glamour* (Desai, Rajgopal & Venkatachalam, 2004)); a relação entre retornos anormais e estratégias baseadas em *accruals* (Por exemplo, Mashruwala, Rajgopal & Shevlin, 2006; Cheng & Thomas, 2006) e a procura de evidências internacionais do fenômeno (Por exemplo, Pincus et al., 2007; LaFond, 2005).

LaFond (2005) aponta dois motivos pelos quais é especificamente importante examinar a anomalia dos *accruals* internacionalmente. O primeiro surge pelo fato de que há uma

dependência entre os *accruals* e o sistema contábil adotado, ao mesmo tempo em que eles independem do mercado como um todo: a medida dos *accruals* difere entre países em virtude dos padrões contábeis, ou seja, observando esse comportamento em diferentes países, pode-se observar também o impacto das escolhas contábeis. O segundo motivo consiste em conseguir avaliar se a anomalia dos *accruals* nasce do uso geral destes ou de um método de cálculo específico, já que cada país pode adotar uma forma de cálculo diferente. Adicionalmente, estudar a generalização dos *accruals* pode prover intuições a respeito da eficiência de mercado (Pincus et al., 2007) sobre a anomalia mais robusta já descoberta (Dechow, Khimich & Sloan, 2011).

A tendência mundial para a internacionalização dos mercados, especialmente os de capitais, nos quais a informação contábil é utilizada, reascenderam o interesse acadêmico e profissional em diferentes modelos de contabilidade (Ball, Kothari & Robin, 2000). Ball et al. (2000) encontraram evidências de que diferenças internacionais na demanda por contabilidade afetam previsivelmente as mudanças de valor de mercado ao longo do tempo e os contextos institucionais fazem com que suas propriedades variem internacionalmente. Especificamente no estudo, segundo os autores, existem sinais crescentes sugerindo diferenças entre países na relação entre lucros e preços. Os países são diferentes em termos de eficiência e os fatores institucionais são uma forma relevante de acessar tais diferenças tornando possível testar hipóteses sobre os impactos de diferentes escolhas contábeis (Bushman & Smith, 2001).

O estudo de Black, Lima e Santana (2018) sobre *Post-earnings announcement drift* (PEAD) na América Latina reforça a importância de considerar nos estudos os fatores institucionais, sugerindo que as fracas evidências da anomalia nos países foram consequentes das diferenças macro ambientais destes, nomeadamente, seus sistemas legais e financeiros.

Dentro dessa perspectiva, o estudo de Pincus et al. (2007) desenvolveu e testou uma configuração de conjunturas relacionadas às diferenças entre contabilidade e estrutura institucional, bem como a probabilidade de ocorrência da anomalia dos *accruals*. Segundo os autores, ao examinar a relação entre anomalia dos *accruals* e as diferenças entre países, consegue-se entender por que a anomalia ocorre, contribuindo para a literatura que trata da conexão entre estruturas de governança, fatores institucionais e o uso da informação contábil no mercado de capitais.

Trejo-Pech et al. (2011) estudaram os *accruals* na América Latina e, apesar de não testarem a anomalia dos *accruals*, examinaram as bases do problema, estudando o relacionamento entre lucros, *accruals* e fluxo de caixa. Os autores encontraram que, exceto por diferenças menores, os resultados para empresas latino-americanas foram similares aos

reportados por estudos anteriores para o mercado americano, apesar de o nível de sofisticação do mercado, como esperado, ser menos estável do que os de empresas americanas.

Existe uma quantidade considerável de pesquisa empírica em anomalias, incluindo a *deaccruals*, nos Estados Unidos e em outros países desenvolvidos. Porém, apesar de os mercados emergentes constituírem parcela crescente do mercado mundial (Cakici, Fabozzi & Tan, 2013) e apresentarem oportunidades de investimento para investidores domésticos e internacionais (Zunino et al., 2009), há uma escassez de estudos de mercado sobre anomalias na América Latina (Black et al., 2018), especialmente aqueles que examinem os países em conjunto (Fan & Yu, 2013), levando em consideração características próprias de cada um desses países.

Assumindo que as anomalias são um desafio à eficiência de mercado (Pincus et al., 2007) e que a anomalia dos *accruals* é especialmente desafiadora por ser consequente do mau entendimento do mercado sobre os números apresentados nos relatórios contábeis (Khan, 2008), este estudo busca explorar anomalia dos *accruals*, em termos de globalização do fenômeno e arranjo estrutural de cada país, propondo a seguinte questão: de que forma os fatores institucionais influenciam a anomalia dos *accruals*?

1.2 Objetivos

Para responder a questão de pesquisa, este estudo procurou primeiro analisar se o fator *accruals* foi relevante para explicar as séries temporais de retornos das empresas latino-americanas, e, em seguida, observar se os fatores institucionais de cada país foram significativos para explicar seus retornos anormais.

Especificamente, o estudo percorreu os seguintes passos, com seus respectivos métodos, com a ajuda dos seguintes objetivos:

1. Detectar a presença da anomalia dos *accruals* nos países da amostra, em séries temporais nos períodos de 2002 a 2017 para o Brasil e Chile, 2003 a 2017 para o Peru e Argentina, e 2004 a 2017 para o México, de acordo com a disponibilidade dos dados de retornos. Para esse objetivo, foram construídas carteiras da *accruals* e carteiras de setor, para testar os modelos CAPM, 3-fatores e 4-fatores, incluindo o fator de *accruals* (ACC). Em seguida, foram analisadas as significâncias estatísticas de cada um dos fatores, tanto no tempo quando nos cortes transversais (pelo procedimento

de Fama-MacBeth), e se os interceptos foram estatisticamente diferentes de zero, ou seja, se haviam retornos anormais, individualmente e em conjunto (pela estatística GRS).

2. Analisar a relação entre os fatores institucionais nos retornos anormais de *accruals*, no período de 2004 a 2017. Para tanto, foi feita uma análise de dados em painel em que as variáveis dependentes foram os retornos anormais, medidos pelas diferenças dos interceptos individuais e anuais dos modelos com *accruals* e sem *accruals*, resultantes dos modelos CAPM, 3-fatores e 4-fatores, cujos detalhes são explicados na seção 3.3. Neste trabalho, Retornos anormais *accruals* refere-se à estimativa de retornos anormais conforme descrito em 3.2.1.

1.3 Hipóteses

Estudos como os de Pincus et al. (2007), Kaserer e Klingler (2008), e Fan e Yu (2013) examinaram a anomalia dos *accruals* internacionalmente, testando sua ocorrência em diferentes países e encontrando evidências tanto da existência da anomalia quanto do impacto de diversos outros fatores relacionados a ela. Na América Latina, Trejo-Pech et al. (2011), apesar de não testar diretamente a anomalia dos *accruals*, encontrou evidências da existência de uma relação negativa entre *accruals* e fluxo de caixa: empresas com os maiores níveis de *accruals* reportaram níveis de lucros mais altos.

Segundo Trejo-Pech et al. (2011), os resultados do estudo para empresas latino-americanas foram similares a estudos anteriores para o mercado americano, apesar de menos estáveis em virtude das características do mercado latino. Estudando comparativamente mercados desenvolvidos e emergentes, Fan e Yu (2013) encontraram que o impacto do risco idios-sincrático, que é aquele que determina os retornos anormais (Chen & Zhang, 2007), foi maior nos países emergentes. Assim, para a América Latina espera-se que os resultados sejam menos estáveis do que em outros mercados e que haja uma maior sensibilidade dos retornos anormais.

Dessa forma, tendo como base a questão de pesquisa proposta, a primeira hipótese a ser testada no estudo consiste em:

Hipótese 1: Existem retornos anormais de *accruals* nas empresas dos mercados latino-americanos.

Espera-se encontrar retornos anormais para os países da amostra, em virtude das relações documentadas por trabalhos anteriores.

As evidências da literatura trazidas por trabalhos como os de Pincus et al. (2007) e Murean e Silaghi (2014) apontam a importância dos fatores institucionais entre países explicarem as diferenças entre eles em relação à anomalia dos *accruals*. Sabendo que o mercado de capitais da América Latina possui características singulares, como um menor nível de proteção aos investidores, baixo nível de *enforcement*, inadequação das instituições legais, alta concentração de propriedade (La Torre, Ize & Schmukler, 2011) além de pobre acesso ao capital externo e mercados de ações diminutos (A. Chong & Lopez-de-Silanes, 2007), espera-se que as diferenças entre os países sejam especialmente importantes para entender os retornos anormais dos países em estudo. Assim, propõe-se como segunda hipótese a ser testada:

Hipótese 2: Os aspectos institucionais entre os países contribuem para explicar os retornos anormais de seus *accruals*.

A fundamentação para as hipóteses apresentadas encontra-se nos tópicos: 2.1.1, que discute a internacionalização da anomalia dos *accruals*; 2.2, que apresenta os fatores institucionais apontados pela literatura como influentes na anomalia; e 2.3, que discute as particularidades do mercado de capitais latino-americano. As hipóteses serão verificadas por meio da metodologia descrita no Capítulo 3.

1.4 Tese

Conforme a literatura que relaciona contabilidade, retornos e fatores institucionais, os retornos das empresas são determinados, ao menos em parte, pelo ambiente do país no qual elas estão, seja a tradição legal, os fatores de *enforcement* ou a proteção aos acionistas minoritários.

Sendo assim, estabelece-se a tese de que existe anomalia dos *accruals* nos retornos das empresas da América Latina e os fatores específicos de cada país contribuem para explicar as diferenças de retornos existentes entre eles.

1.5 Contribuições

Esta pesquisa é importante por duas principais razões. Primeiro, pela importância da anomalia dos *accruals* nos estudos de contabilidade, como forma de indicar o entendimento da informação contábil contida nos relatórios por meio de sua reflexão nos retornos anormais. Classificada como desafiadora (Pincus et al., 2007; Khan, 2008) a anomalia dos *accruals* contraria o comportamento da maior parte das anomalias que desaparecem após serem documentadas (Schwert, 2003). Desde que foi documentada por Sloan (1996), a anomalia dos *accruals* não foi arbitrada e não desapareceu (Trammell, 2010). Um argumento para sua persistência, segundo Trammell (2010), seria a dificuldade em executar estratégias para explorar tal anomalia. Os resultados deste estudo investigam a presença da anomalia nos mercados latino-americanos e podem prover intuições sobre o comportamento de tais mercados.

A segunda razão seria pela condução de um estudo sobre a generalização da anomalia dos *accruals* na América Latina, enriquecendo a literatura sobre países ainda pouco explorados e de importância econômica crescente (Zunino et al., 2009). Cakici et al. (2013) reforçam a importância de estudos focados em mercados emergentes, em virtude de serem parte significativa do portfólio mundial, destacando a necessidade de trabalhos empíricos sobre o comportamento. Este trabalho provê intuições sobre os efeitos dos aspectos institucionais na anomalia dos *accruals* na América Latina, observando os resultados sobre três diferentes medidas de retornos anormais.

A pesquisa tem como diferencial realizar o teste da anomalia dos *accruals* por país, de seis formas diferentes para cada um deles: por meio do CAPM, modelo de 3-fatores e modelo de 4-fatores, em formações de carteiras de *accruals* e carteiras de setor. Além disso, utilizam-se três diferentes métricas para os retornos anormais, advindas dos diferentes modelos de fatores, que foram testadas em um ambiente conjunto entre países. Ademais, a pesquisa é importante para diferentes agentes de mercado, como para os acadêmicos e pesquisadores, ao trazer evidências da anomalia dos *accruals* da América Latina, explorar as métricas de retorno anormal, ou para investidores em potencial, acionistas e analistas de mercado, ao apresentar evidências de que a estratégia proposta por Sloan (1996) pode gerar resultados nos mercados latino-americanos.

1.6 Descrição dos capítulos

Este trabalho está estruturado em cinco capítulos. Neste capítulo foram apresentadas a contextualização, o problema de pesquisa, os objetivos, as hipóteses e a justificativa.

No capítulo 2, Referencial Teórico, encontram-se os principais constructos teóricos base da pesquisa, incluindo os estudos sobre anomalia dos *accruals*, modelos de apreçamento de ativos na América Latina, aspectos institucionais entre países e, influência das *International Financial Reporting Standards* (IFRS), e a crise de 2008 nos retornos.

No capítulo 3 estão descritos os procedimentos metodológicos, as especificações dos modelos de fatores, e das regressões dos painéis, a metodologia de cálculo dos fatores *Rm*, *Small minus big* (SMB), *High minus low* (HML), *Winners minus losers* (WML) e fator ACC, das formações de carteiras e do cálculo dos retornos anormais de *accruals*. Por fim, tem-se a apresentação das variáveis de controle e de interesse.

No capítulo 4 estão as estatísticas descritivas, os resultados das análises de séries temporais e dos cortes de tempo, e as análises econométricas.

Por fim, no capítulo 5 encontram-se as conclusões.

2 Referencial Teórico

2.1 Anomalias no mercado de capitais

A Hipótese de Mercados Eficientes estabelece que os preços dos ativos refletem todas as informações disponíveis. Segundo Fama (1970), dentro da definição de eficiências existem três subconjuntos a serem considerados: a forma fraca, a forma semiforte e a forma forte, sendo que, na forma fraca as informações incorporadas aos preços são os preços históricos, na forma semiforte os preços incorporam as informações publicamente disponíveis (como anúncios de lucros anuais e *splits* de ações), e na forma forte, há a incorporação de todas as informações, inclusive as privilegiadas, nos preços. No contexto de eficiência forte, os preços comportam-se como passeio aleatório, ou seja, sem um padrão definido, o que impossibilita uma previsão de comportamento para os preços baseada nos valores históricos. Caso houvessem padrões, investidores poderiam aproveitar-se da regularidade para obter lucros extraordinários, o que não é possível em mercados eficientes (Fama, 1970).

As condições suficientes para a eficiência de mercado estabelecidas por Fama (1970) consistem na: (i) ausência de custos de transação; (ii) disponibilidade de informações sem custo a todos os participantes do mercado; e (iii) na concordância sobre as implicações das informações atuais para os preços atuais e futuros para cada título. A descrição das condições corresponde a um cenário hipotético ideal e, apesar de suficientes para a eficiência de mercado, não são necessárias (Fama, 1970).

Especificamente em finanças, Schwert (2003) define anomalias como os resultados empíricos que parecem ser incompatíveis com a manutenção de teorias existentes que tratam do comportamento dos preços dos ativos, como a citada anteriormente. As evidências de anomalias podem indicar alguma forma de ineficiência de mercado (oportunidades de lucro) ou a inadequação no modelo de apreçamento de ativos subjacente, advindas da ausência de informação uniforme a todos os agentes ou à capacidade limitada destes de processar as

Tabela 2.1
Anomalias no Mercado de Capitais

Autor	Anomalia	
Bernard e Thomas (1989), Ball e Brown (1968)	PEAD	Anomalia detectando <i>drifts</i> no ajuste dos preços tanto após boas notícias (lucro divulgado maior do que o lucro esperado) quanto após notícias ruins (lucro divulgado menor do que o lucro esperado).
Jegadeesh e Titman (1993)	Efeito <i>Momentum</i>	<i>Delay</i> persistente nas reações nos preços em consequência da divulgação de informações específicas das empresas. Os autores encontraram que retornos anormais para a estratégia comprada em ações de empresas com boa performance passada e vendida em ações de empresas com performance passada ruim.
Lakonishok, Shleifer e Vishny (1994)	Relação entre Fluxo de Caixa e Preço	Retornos anormais quando utilizada a estratégia comprada em ações de empresas com uma razão alta entre Fluxo de Caixa e Preços e vendida em ações de empresas com uma razão baixa entre Fluxo de Caixa e Preços.
Sloan (1996)	<i>Accruals</i>	Anomalia que detecta o atraso em rever os preços em resposta à informação sobre os <i>accruals</i> , decorrente da inabilidade dos investidores de identificar a relação negativa entre <i>accruals</i> e retornos, possibilitando ganhos extraordinários com uma estratégia baseada em tais informações contábeis.

informações disponíveis. Outro entendimento de anomalia seria como a evidência de um fenômeno que ocorre sistematicamente e que a princípio parece contradizer a teoria que o embasa (Ball, 1992), ou como um evento sistemático sem explicação aparente (LaFond, 2005).

Após serem documentadas e analisadas na literatura, as anomalias frequentemente desaparecem, reverterem-se ou atenuam-se, o que levanta o questionamento sobre se elas foram arbitradas ou se eram decorrentes de aberrações estatísticas encontradas por acadêmicos (Schwert, 2003). O argumento para o desaparecimento após a divulgação poderia ser tanto o da sinalização de oportunidade de investimento lucrativo quanto pela anomalia não ser genuína e apenas poucas evidências sobre ela terem sido encontradas (Bailey, 2005). Na tabela 2.1 tem-se alguns exemplos de anomalias que persistiram.

Para um fenômeno em finanças ser considerado uma anomalia, segundo Bailey (2005), ele deve violar um padrão de comportamento esperado nos preços de ativos. Ao estudar

tais padrões, detectam-se anomalias, como as de calendário, de clima e efeito tamanho da empresa. O crucial, porém, segundo o autor, é analisar o quanto as anomalias são relevantes, questionando: se a anomalia é real, ou seja, se ela se repete em circunstâncias similares, ou se é apenas uma única ocorrência; se algum tipo de mecanismo pode explicar a anomalia; e se a anomalia representa um fenômeno substantivo e de fato importante ou se trata de uma mera curiosidade.

Richardson, Tuna e Wysocki (2010) sugeriram a classificação dos estudos em anomalias em quatro grupos principais: análise fundamentalista, anomalia dos *accruals*, anomalias decorrentes da reação menor do que esperada às informações contábeis e anomalias de múltiplos de preço e de valor.

A primeira anomalia contábil significativa documentada, segundo Richardson et al. (2010), ficou conhecida como PEAD, do estudo de Bernard e Thomas (1989). A principal característica observada dessa anomalia foi que os investidores pareciam reagir menos do que deveriam aos lucros reportados, criando um *drift* na direção dos lucros após a divulgação contábil. Em outras palavras, os investidores tentavam prever os lucros das empresas utilizando ajustes nos lucros atuais, porém sobrestimavam as implicações que os lucros atuais têm sobre os lucros futuros, gerando retornos anormais consequentes da não reflexão de todas as informações contidas nos lucros do presente.

Sobre a PEAD, o estudo de Black et al. (2018) avaliou os retornos anormais acumulados em torno dos anúncios anuais de lucro, encontrando evidências muito fracas sobre a existência desta nos países da América Latina, já que não houve diferença estatística entre os retornos anormais acumulados em empresas com surpresas de lucro positivas e negativas em torno da data de anúncio. Para avaliar se os resultados foram decorrentes das diferenças institucionais entre os países, os autores replicaram a análise para uma amostra compatível com o mercado americano (em termos de tamanho, *Market-to-book* (MTB), setores e a magnitude das surpresas de lucro). Contrariando a literatura existente em PEAD para mercados desenvolvidos (Estados Unidos), os autores encontraram que as diferenças no sistema legal e financeiro entre as duas regiões impactaram nas diferenças dos padrões PEAD.

Dentre as anomalias contábeis, a anomalia dos *accruals* foi a escolhida como foco deste estudo, a ser testada para cada país e investigada no ambiente entre países, por dois principais motivos. Primeiro, por sua característica desafiadora de persistência mesmo anos após ser documentada (Khan, 2008; Trammell, 2010), não sendo completamente explicada pelo modelo de 3-fatores Fama e French (1996), pelo modelo de 5-fatores Fama e French (2015) ou, pelo modelo de rentabilidade de Novy-Marx (2013) ou pelo modelo

de Hou, Xue e Zhang (2015) (Ball, Gerakos, Linnainmaa & Nikolaev, 2016). O segundo motivo seria pela falta de evidências empíricas, relacionadas tanto aos testes diretos da anomalia no mercado latino-americano (Trejo-Pech et al., 2011) quanto às relações entre as características próprias do mercado e anomalia em estudo. Assim, a anomalia dos *accruals* será tratada com detalhes no tópico a seguir.

2.1.1 Anomalia dos *accruals*

A anomalia dos *accruals* foi documentada pela primeira vez por Sloan (1996) ao investigar se os preços das ações refletiam informações sobre os lucros futuros contidos nos componentes *accruals* e fluxos de caixa dos lucros correntes. Para testar as hipóteses, os autores conduziram testes utilizando todas as empresas com dados disponíveis para o período de 1962 a 1991 no mercado dos Estados Unidos.

Formalmente, a principal hipótese (Hipótese 1) do trabalho de Sloan (1996) testou se a persistência de performance do lucro atribuível ao componente *accrual* era menor do que aquela atribuída ao componente fluxo de caixa. Partindo da relação entre performance presente e futura, de Freeman, Ohlson e Penman (1982):

$$Earnings_{t+1} = \alpha_0 + \alpha_1 Earnings_t + v_{t+1}, \quad (2.1)$$

Em que os lucros (*Earnings*) foram definidos como lucro operacional dividido pelo total de ativos. O α_1 mediria a persistência da taxa contábil do retorno dos ativos. Conforme estabelecido pela literatura, as taxas de retornos são reversíveis à média (Beaver, 1970; Freeman et al., 1982), implicando em um α_1 menor do que a unidade. A primeira hipótese do trabalho previu que a equação 2.1 seria mal especificada em decorrência da pressuposição de que os coeficientes do fluxo de caixa e dos *accruals* no lucro seriam iguais. Dessa forma, o teste proposto por Sloan (1996) para a hipótese 1 consistiu em:

$$Earnings_{t+1} = \gamma_0 + \gamma_1 Accruals_t + \gamma_2 Cashflows_t + v_{t+1}, \quad (2.2)$$

Em que $\gamma_1 < \gamma_2$. O menor coeficiente dos *accruals* em relação ao fluxo de caixa refletiria

a menor persistência da performance dos lucros atribuíveis ao componente *accruals* do lucro.

Os resultados encontrados pelo autor ao estimar a equação 2.2 indicaram que os coeficientes γ_1 foram consistentemente menores do que os coeficientes γ_2 na estimação pelo modelo *pool*. Nos testes com a equação controlada por setor, os mesmos resultados foram encontrados para 86% dos setores, provendo forte evidência para confirmar a primeira hipótese do estudo.

A segunda hipótese do trabalho investigou se os preços das ações refletiam as propriedades diferentes dos componentes fluxo de caixa e *accrual*. Os testes dessa hipótese empregaram o *framework* de Mishkin (1983) para hipóteses de expectativas racionais em macro econometria. Partindo da implicação de que, em mercados eficientes, a expectativa de retornos anormais seria zero, como no modelo:

$$E(r_{t+1} - \gamma_{t+1} | \phi_t) = \beta(X_{t+1} - X_{t+1}) + \varepsilon_{t+1}, \quad (2.3)$$

Em que ϕ_t consiste no conjunto de informações disponíveis para o mercado no fim do período t ; $E(r_{t+1} - \gamma_{t+1} | \phi_t)$ são as expectativas objetivas condicionais em ϕ_t ; r_{t+1} , o retorno por manter um ativo durante o período $t + 1$; e γ_{t+1} , a expectativa subjetiva do mercado sobre o retorno normal para o período $t + 1$.

Um modelo que satisfaria a condição de eficiência de mercado presente em 2.3 seria (Sloan, 1996):

$$(r_{t+1} - \gamma_{t+1} | \phi_t) = \beta(X_{t+1} - X_{t+1}^e) + \varepsilon_{t+1}, \quad (2.4)$$

Em que ε_{t+1} consiste em uma perturbação com a propriedade $E(\varepsilon_{t+1} | \phi_t) = 0$; X_t , uma variável relevante para o preço de uma ação no período t ; X_{t+1}^e , a previsão racional de X_{t+1} no tempo t ; e β , um múltiplo de valor.

A implicação de eficiência de mercado do modelo é de que apenas mudanças não antecipadas em X_{t+1} poderiam ser correlacionadas com $(r_{t+1} - \gamma_{t+1} | \phi_t)$. No modelo do estudo, X consistia na variável performance dos lucros e β no coeficiente de resposta ao lucro.

Assim, o modelo a seguir foi estimado usando as duas especificações de previsão do lucro das equações (2.1) e (2.2), combinadas com o modelo (2.4) da seguinte maneira:

$$(r_{t+1} - \gamma_{t+1}|\phi_t) = \beta(Earnings_{t+1} - \alpha_0 - \alpha_1^* Earnings_t) + \varepsilon_{t+1} \quad (2.5)$$

A eficiência de mercado impõe a restrição não linear de que $\alpha_0 = \alpha_1^*$, que requer que os preços das ações antecipem corretamente a persistência média da performance dos lucros. E:

$$(r_{t+1} - \gamma_{t+1}|\phi_t) = \beta(Earnings_{t+1} - \gamma_0 - \gamma_1^* Accruals_t - \gamma_1^* Cashflows_t) + \varepsilon_{t+1} \quad (2.6)$$

Para qual a eficiência de mercado impõe as restrições que $\gamma_1 = \gamma_1^*$ e $\gamma_2 = \gamma_2^*$, e para o estudo em questão, já que a hipótese 1 indicou que $\gamma_1 < \gamma_2$ exigiria que $\gamma_1^* < \gamma_2^*$. Os coeficientes seriam iguais caso os investidores não distinguíssem esses dois componentes do lucro.

Os resultados dos sistemas estimados indicaram que os preços das ações se comportavam como se os investidores falhassem em antecipar completamente a menor (maior) persistência da performance dos lucros atribuível aos *accruals* (fluxos de caixa). Sloan (1996) ainda confirmou que uma estratégia de investimentos comprada em empresas que reportam níveis menores de *accruals* e vendida em ações de empresas que reportam altos níveis de *accruals* geram retornos anormais positivos, e os retornos anormais de *accruals* concentram-se ao redor dos anúncios de lucros anuais.

Os estudos posteriores explorando a hipótese base do trabalho de Sloan (1996) mostraram que os componentes *accruals* foram de fato menos persistentes do que os componentes fluxo de caixa, além de apresentarem uma associação negativa com os retornos futuros, um indicativo de que os investidores realmente assumem igual persistência às diferentes partes do lucro (Richardson et al., 2010).

Partindo da hipótese de fixação dos investidores proposta por Sloan (1996), trabalhos como os de Zach (2006) e Kothari, Loutskina e Nikolaev (2006) buscaram examinar as propriedades da hipótese e explicações alternativas para o fenômeno. Zach (2006) examinou a tendência de reversão dos *accruals* e a reação do mercado acima da esperada,

encontrando que empresas com quantidades extremas de *accruals* tendem a permanecer nos decis extremos por dois anos consecutivos e são associadas, nesse período, com retornos anormais futuros. Já Kothari et al. (2006) focaram na teoria da agência de patrimônios super avaliados como explicação para a anomalia dos *accruals*, encontrando assimetria na relação entre *accruals* e o comportamento dos retornos, otimismo dos analistas, atividades de *insiders* e decisões de investimento e financiamento, todas consistentes com a teoria proposta. Em ambos os trabalhos, os resultados não foram consistentes com a hipótese de fixação, indicando que essa poderia não ser a principal explicação para a anomalia dos *accruals* (Zach, 2006).

Estudos como os de Ali e Hwang (2000), Bradshaw, Richardson e Sloan (2001), Collins, Gong e Hribar (2003), e Core, Guay, Richardson e Verdi (2006) investigaram se a origem da relação entre *accruals* e retornos futuros relaciona-se com a presença de investidores qualificados, ou seja, se agentes específicos podem corrigir os problemas decorrentes da hipótese de fixação. Ali e Hwang (2000) verificaram se a relação nasce da fixação dos investidores não qualificados nos lucros ao não considerarem a magnitude de seus componentes. Os autores encontraram que a habilidade de predição dos *accruals* para retornos subsequentes não foi melhor para grandes empresas ou empresas seguidas por mais analistas, não provendo evidências de surgirem, portanto, da falta de habilidade dos participantes em entender informações relevantes. No mesmo sentido, os resultados encontrados por Bradshaw et al. (2001) trouxeram evidências de que analistas e auditores não alertam investidores sobre problemas nos lucros futuros associados com altos *accruals*, corroborando os achados anteriores de que mesmo os investidores qualificados parecem não antecipar tais problemas. Por outro lado, Collins et al. (2003) encontraram que empresas com grande nível de investidores institucionais têm preços de ações que refletem melhor a persistência dos *accruals*, e Core et al. (2006), que as decisões de investimento dos diretores parecem considerar informações de *accruals* em suas estratégias.

Xie (2001), Richardson, Sloan, Soliman e Tuna (2005) e Papanastasopoulos (2017) estudaram os erros de precificação do componente *accrual* nos lucros. Xie (2001) estimou o modelo de Jones para *accruals* anormais com o objetivo de verificar se os preços das ações refletiram racionalmente as implicações dos lucros. Os resultados encontrados indicaram que o mercado ainda precificava a maior o componente *accrual*. Já Richardson et al. (2005) tentaram conectar a confiabilidade dos *accruals* à questão de persistência, e seus resultados confirmaram que a menor confiabilidade leva à menor persistência dos lucros e que os investidores não antecipam completamente essa menor persistência, levando ao erro de precificação. Resultados consistentes com a hipótese de má precificação também foram encontradas por Papanastasopoulos (2017) ao comparar se os efeitos dos *accruals*

nos retornos das ações refletia a má precificação ou derivava do prêmio de risco.

Mashruwala et al. (2006) e Lev e Nissim (2006) analisaram os motivos pelos quais a anomalia dos *accruals* não foi arbitrada. Lev e Nissim (2006) apontaram que, embora a anomalia dos *accruals* estivesse sendo estudada há uma década e os investidores sofisticados já estivessem cientes de seus mecanismos, ela ainda não teria sido arbitrada. Os resultados observados confirmaram que a anomalia persistia e sua magnitude não havia declinado com o tempo. Os motivos apontados pelos autores para tal persistência seriam que os investidores evitam ações de empresas com *accruals* extremos, em virtude de características associadas (empresas pequenas, baixos rendimentos e grande risco), além de existir um alto custo associado à implementação das estratégias. Mashruwala et al. (2006) também explicaram o problema em razão das barreiras para arbitragem, como a ausência de substitutos próximos para investimento e os altos custos de transação.

Estudos como os de Pincus et al. (2007), Kaserer e Klingler (2008), e Fan e Yu (2013), examinaram a anomalia dos *accruals* internacionalmente. Pincus et al. (2007) encontraram indícios de anomalia dos *accruals* na Austrália, Canadá, Reino Unido e Estados Unidos; Kaserer e Klingler (2008), na Alemanha; e Fan e Yu (2013) encontraram evidências de que o impacto do risco idiossincrático nos retornos anormais em países desenvolvidos é significativamente menor do que o impacto em países emergentes. A tabela 2.2 sumariza os tipos de estudo sobre a anomalia dos *accruals* citados neste tópico.

Na América Latina, Trejo-Pech et al. (2011) investigaram as relações entre lucro, *accruals* e fluxos de caixa para a Argentina, o Chile e o México no período de 1990 a 2009. Os autores encontraram uma relação negativa entre *accruals* e fluxos de caixa ao longo dos decis, encontrando que empresas no portfólio com os maiores níveis de *accruals* reportaram níveis de lucros (relativos aos ativos) mais altos. Apesar de não testarem diretamente a anomalia dos *accruals*, os autores contribuíram com indícios da relação *accruals*, fluxo de caixa e lucros, reforçando a importância de estudos empíricos que examinem os países da América Latina.

Adicionalmente, conforme afirmou LaFond (2005), documentar a existência da anomalia dos *accruals* internacionalmente não significa, necessariamente, que a anomalia é causada pelos mesmos fatores dos Estados Unidos, sendo importante verificar as causas de cada país ou região. Sob as motivações apresentadas anteriormente, este trabalho pretende investigar, conforme a *Hipótese 1* proposta no Capítulo 1 (tópico 1.3), a presença da anomalia dos *accruals* nos retornos de empresas da América Latina. Nesse sentido, no próximo tópico serão explorados os estudos sobre a *accruals* internacionalmente e suas relações com a contabilidade e os fatores institucionais dos países.

Tabela 2.2
Estudos anteriores sobre anomalias dos *accruals*

Autores	Motivo da investigação	Evidências Empíricas
Zach (2006) e Kothari, Loutskina e Nikolaev (2006)	Hipótese de fixação	Em ambos os trabalhos os resultados não foram consistentes com a hipótese de fixação, tendo como explicação alternativa a teoria da agência.
Ali e Hwang (2000), Bradshaw, Richardson e Sloan (2001), Collins, Gong e Hribar (2003) e Core, Guay, Richardson e Verdi (2006)	Investigaram anomalia dos <i>accruals</i> na presença de investidores qualificados	Os resultados foram heterogêneos.
Xie (2001), Richardson, Sloan, Soliman e Tuna (2005) e Papanastasopoulos (2017)	Estudaram os erros de precificação do componente <i>accrual</i> nos lucros.	Os resultados encontrados foram consistentes com a hipótese de má precificação
Mashruwala, Rajgopal e Shevlin (2006) e Lev e Nissim (2006)	Razões para a anomalia não ser arbitrada	Motivos como as características associadas (empresas pequenas, baixos rendimentos e grande risco) e os altos custos de transação.
Pincus, Rajgopal e Venkatachalam (2007), Kaserer e Klingler (2008) e Fan e Yu (2013)	Examinaram a anomalia dos <i>accruals</i> internacionalmente	Todos os trabalhos encontraram evidências da anomalia dos <i>accruals</i> ao menos em alguns países da amostra.

2.2 Contabilidade, a anomalia dos *accruals* e Fatores Institucionais

A internacionalização do mercado de capitais trouxe uma diferenciação na forma de requisição da informação contábil e no modo que ela é utilizada, tanto por acadêmicos e quanto por diferentes profissionais interessados em modelos de contabilidade, visto que as propriedades da informação preparada variavam, por exemplo, em virtude da diferença de tradição legal entre os países (Ball et al., 2000).

O estudo dos mercados de diferentes países com características próprias, como padrões contábeis, ambiente de regulação, diferentes práticas de evidenciação e de governança corporativa, levam a diferenças significantes na utilidade dos números contábeis (Alford, Jones, Leftwich & Zmijewski, 1993). Por esse motivo, diversos trabalhos buscaram relacionar características da contabilidade em desenhos entre países (por exemplo, Ali & Hwang, 2000; Leuz, Nanda & Wysocki, 2003; LaFond, 2005; Fan & Yu, 2013; Murean & Silaghi, 2014).

Realizar estudos entre países fornece um cenário promissor para explicar problemas relacionados aos efeitos da contabilidade na performance econômica, porque há diferenças relevantes entre países no que concerne a regimes contábeis e características institucionais, como o ambiente legal e político (Bushman & Smith, 2001). Estudos que examinem as semelhanças e diferenças entre países, com vistas a entender seu ambiente institucional, são necessários e contribuem ao orientar as mudanças demandadas pelos mercados globalizados (Costa, Broedel Lopes & Oliveira Costa, 2006). Adicionalmente, quando relaciona-se informações contábeis com o tempo de reação do mercado, fato gerador das anomalias, segundo Dechow et al. (2011), no ambiente entre países a anomalia dos *accruals* foi mais relacionada a países que reagem prontamente a novas informações sobre o lucro.

Bushman e Piotroski (2006) exploraram como os números contábeis são moldados pela estrutura institucional do país no qual as empresas são domiciliadas, tendo como premissas que o sistema legal e judicial de cada país, as leis de seguridade, a política econômica e o regime de tributação criam incentivos que influenciam o comportamento dos diretores, dos investidores, dos reguladores e de outros participantes do mercado. Tais incentivos moldam as propriedades dos números contábeis reportados por meio de uma combinação de padrões contábeis e pressões legais, de mercado, regulatórias e políticas (Bushman & Piotroski, 2006).

Alguns dos fatores utilizados para entender as características institucionais de um país

são a estrutura legal (*code law* ou *common law*); o tipo de regulação contábil, que nos países *code law*, por exemplo, são normalmente comandadas pelo governo; e a estrutura acionária, ou seja, se o país tem orientação para *stakeholder* ou para *shareholder*, isto é, maior dispersão acionária e países mais desenvolvidos, conforme Ball et al. (2000)) (Costa et al., 2006).

Especificamente em relação à anomalia dos *accruals*, o trabalho de LaFond (2005) foi um dos primeiros trabalhos a procurar evidências empíricas da anomalia dos *accruals* internacionalmente, relacionando-a a fatores institucionais. O autor investigou, em uma amostra de países desenvolvidos, se fatores similares contribuem para anomalia dos *accruals*. As evidências da globalização da anomalia de *accruals* foram obtidas utilizando regressões de portfólios mensais, controladas por tamanho da empresa e pelo *Book-to-market* (BTM). As séries de tempo indicaram a presença de retornos anormais em todos os países da amostra, exceto para Dinamarca e Noruega, sendo os resultados do autor consistentes com a hipótese de globalização da anomalia de *accruals*. A forma pela qual LaFond (2005) pesquisou as diferenças e similaridades entre países foi na evidência de retornos anormais significativos nos portfólios, formados de acordo com a medida de suavização dos lucros (desvio padrão dos lucros antes dos itens extraordinários dividido pelo desvio padrão dos fluxos de caixa operacionais, ambos escalados pelo valor dos ativos), número de analistas e concentração de propriedade (LaFond, 2005).

Em relação aos aspectos institucionais, os resultados de LaFond (2005) indicaram que a anomalia dos *accruals* pôde ser encontrada em países com diferentes tipos de ambiente legal e diferentes níveis de proteção aos investidores. Notadamente, a anomalia dos *accruals* foi encontrada: 1) em todos os seis países *common law* e nove dos onze países *code law*; 2) em países com os oito diferentes níveis de direito dos investidores. As principais influências da anomalia dos *accruals* diferiram entre os mercados em virtude dos efeitos: do gerenciamento de resultados, do grau de discricionariedade dos diretores (quanto maior, mais ocorrência da anomalia); do ambiente informacional, estabelecido como cobertura dos analistas (empresas com pouca cobertura de analistas apresentaram maiores retornos anormais); e estrutura de propriedade, cujos resultados indicaram não ter um efeito consistente entre a ocorrência internacional da anomalia de *accruals* (LaFond, 2005).

Pincus et al. (2007) também investigaram a anomalia dos *accruals* internacionalmente, questionando se sua ocorrência poderia ser associada ao sistema contábil e às estruturas institucionais de cada país. Os autores incluíram características institucionais agrupadas em três categorias: (i) a tradição legal e a extensão das restrições ao *insider trading*; (ii) a extensão da permissão do uso de *accruals* e a força da proteção aos investidores para mitigar o gerenciamento de resultados; e (iii) as características do mercado de capitais

de um país, incluindo sua importância como fonte de capital e a concentração acionária. Uma das motivações do trabalho foram os estudos que examinaram o papel e impacto na contabilidade de estruturas institucionais em economias diversas. As variáveis incluídas por Pincus et al. (2007) na análise entre países foram: o sistema legal do país; existência de ao menos uma lei a respeito da restrição ao uso de informações privilegiadas; o índice *accruals* de Hung (2000); métrica para direitos dos investidores; *enforcement* legal; importância do mercado de capitais; e concentração acionária. Os resultados de Pincus et al. (2007) indicaram que a probabilidade de ocorrência da anomalia dos *accruals* foi maior em países de tradição legal *commum law*, com propriedade mais dispersa e em países com menor proteção aos investidores.

Leippold e Lohre (2012) testaram a má precificação dos *accruals* em vinte e seis mercados de capitais desenvolvidos, do período de maio de 1994 a abril de 2008, classificando os países segundo o seu sistema legal (*code law* ou *commom law*) e verificando a anomalia dos *accruals* por meio de evidências estatísticas de retornos anormais seguindo a estratégia de Sloan (1996) em quintis. Em uma primeira etapa, os autores utilizaram a abordagem tradicional de teste da anomalia para cada país e, ajustando pelos fatores de risco comuns, encontraram retornos anormais para dez país da amostra. Argumentando que alguns desses resultados poderiam ser espúrios em virtude do viés de *data snooping*, os autores trataram esse problema em uma segunda etapa. Nesta, o efeito *momentum* foi incluído para testar se era suficientemente poderoso como um fenômeno global em larga escala. Os resultados encontrados indicaram que este efeito, quando testado em múltiplos países, foi substancial, enquanto a anomalia dos *accruals*, testada da mesma forma, foi bastante irregular. Assim, confirmaram-se os padrões da anomalia dos *accruals* internacionalmente, conforme documentado em estudos anteriores, destacando-se ainda que a anomalia pôde ser encontrada em países em que os lucros têm menor relevância para os preços das ações, existindo tanto em países *code law* como *commom law* (Leippold & Lohre, 2012).

O trabalho de Murean e Silaghi (2014) buscou analisar a influência dos fatores institucionais e contábeis na anomalia dos *accruals* em mercados desenvolvidos por meio de uma seleção de fatores, pensada com o objetivo de destacar as possíveis diferenças entre países em que tal fenômeno existe. A abordagem de Murean e Silaghi (2014) incluiu duas dimensões de fatores que poderiam impactar na anomalia dos *accruals*: uma relacionada às influências da contabilidade e a outra, aos efeitos institucionais. Para análise institucional, os autores seguiram o modelo de Pincus et al. (2007), adicionando dois outros fatores, o índice *tax accrual* e o índice de padrões contábeis. A adição de tais fatores objetivou compreender a existência da anomalia dos *accruals* e sua relação com riscos e leis específicas de impostos. Para testar a ocorrência da anomalia de *accruals*, os autores utilizaram o

modelo de Leppold e Lohre (2012). Os resultados de Murean e Silaghi (2014) indicaram uma relação negativa entre anomalia dos *accruals* e os *accruals* contábeis, padrões contábeis, *enforcement* legal e concentração acionária, e uma relação positiva com o índice de impostos.

Murean e Silaghi (2014) incluíram como variáveis a presença ou ausência da anomalia dos *accruals*, o sistema legal do país; as restrições ao uso de informação privilegiada; o *enforcement* legal, uma variável baseada no trabalho de La Porta, Lopez de Silanes, Shleifer e Vishny (1998), que considera uma média entre eficiência do código legal, avaliação do estado de direito e índice de corrupção; concentração de propriedade, baseada em La Porta et al. (1998); o índice de *accruals* de Hung (2000); importância do mercado de capitais, a média do valor de mercado em poder dos minoritários em relação ao Produto Interno Bruto (PIB); índice *tax accruals*, baseado nas regulações definidas no código de tributação; e o índice de padrões contábeis, uma medida de La Porta et al. (1998), conforme Fan e Yu (2013). Os resultados de Murean e Silaghi (2014) indicaram que a concentração de propriedade, o *enforcement* legal, o índice *accrual* e os padrões contábeis influenciaram negativamente a anomalia dos *accruals*. Por outro lado, o índice *tax accruals* afetou positivamente. Os autores não encontraram influência do sistema legal sobre a anomalia.

Em suma, LaFond (2005) não encontrou um fator dominante para ocorrência da anomalia dos *accruals*; Pincus et al. (2007) atribuíram a ocorrência ao sistema legal *commum law*, à extensão do uso dos *accruals* permitidos e aos ambientes com menos direitos dos investidores e menos concentrados; Murean e Silaghi (2014) atribuem a ocorrência principalmente aos ambientes com concentração mais dispersa e mais *enforcement* legal. Os trabalhos citados são sumarizados na tabela 2.3.

A literatura sobre fatores institucionais e anomalia de *accruals* possui resultados mistos, como se pode perceber pelos exemplos apresentados. Sob as motivações apresentadas por autores como Zunino et al. (2009), Trejo-Pech et al. (2011), Fan e Yu (2013) e Cakici et al. (2013) para estudar a América Latina, este trabalho pretende estudar, conforme a *Hipótese 2* proposta no Capítulo 1 (tópico 1.3), o ambiente institucional da região considerando variáveis alternativas (discutidas em 3.2.2), já que nem todas as medidas utilizadas nos estudos anteriores (Por exemplo, as métricas de Hung (2000)) estão disponíveis para os países latino-americanos. No tópico a seguir serão discutidas as particularidades dos mercados da América Latina.

Tabela 2.3
Evidências Empíricas sobre Internacionalização da anomalia dos *accruals*

Autor	Objetivos do Trabalho	Evidências Empíricas Principais
Pincus, Rajgopal e Venkatachalam (2007)	Buscou investigar se a anomalia de <i>accruals</i> poderia ser generalizada para outros países, além dos Estados Unidos, e se seria associada à contabilidade de cada país e estruturas institucionais	Encontraram evidências de globalização do fenômeno, além de maior ocorrência em países com tradição legal <i>common law</i> , onde o uso extensivo de <i>accruals</i> contábeis é permitido, a concentração de propriedade é baixa e os direitos dos investidores é menor.
LaFond (2005)	Buscou investigar se características institucionais similares podem explicar a ocorrência da anomalia dos <i>accruals</i> entre países, além de também procurar por evidências de globalização do fenômeno.	Os resultados foram consistentes com a hipótese de a anomalia de <i>accruals</i> ser um fenômeno global. A anomalia dos <i>accruals</i> pôde ser encontrada em países de diferentes tipos de ambientes legais e diferentes níveis de proteção aos investidores. Os fatores influenciando a anomalia dos <i>accruals</i> diferiram entre os mercados em virtude dos efeitos do gerenciamento de resultados, do ambiente informacional, e da estrutura de propriedade.
Leippold e Lohre (2012)	Buscou investigar a anomalia dos <i>accruals</i> individualmente para cada país da amostra e em conjunto (testes múltiplos), incluindo o efeito <i>momentum</i> para testar se este era suficientemente poderoso como um fenômeno global em larga escala.	Os resultados da primeira etapa evidenciaram a presença da anomalia dos <i>accruals</i> em 10 dos países, e os da segunda etapa indicaram que o efeito <i>momentum</i> , quando testado em múltiplos países, foi substancial enquanto a anomalia dos <i>accruals</i> , testada da mesma forma, foi bastante irregular.
Murean e Silaghi (2014)	Buscou dar continuidade ao trabalho de Pincus, Rajgopal e Venkatachalam (2007), adicionando os fatores de índice <i>tax accrual</i> e o índice de padrões contábeis.	A concentração de propriedade relaciona-se negativamente a ocorrência da anomalia de <i>accruals</i> , da mesma forma que a obrigação legal, os padrões contábeis, o índice de <i>accruals</i> e o índice <i>tax accruals</i> . Diferentemente dos resultados anteriores, o sistema legal não teve influência na anomalia.

2.3 O mercado de capitais latino-americano

O mercado de capitais da América Latina possui características próprias, com histórico de um nível de proteção aos investidores menor, parcialmente em decorrência de sua tradição legal, e as fraquezas do mercado de capitais exacerbadas pelo baixo nível de *enforcement*, inadequação das instituições legais, alta concentração de propriedade (La Torre et al., 2011), pobre acesso ao capital externo e mercados de ações diminutos (A. Chong & Lopez-de-Silanes, 2007).

Há um atraso na América Latina em relação a outros mercados do mundo, mesmo quando comparado a outros países emergentes, imperando o pouco dinamismo e, mesmo para o caso das grandes economias, como Argentina, Brasil e México, o crescimento do mercado não parece atrelado ao crescimento da economia (A. Chong & Lopez-de-Silanes, 2007). Para A. Chong e Lopez-de-Silanes (2007), apesar de ainda distante do restante do mundo, a região aparentava estar em crescimento, em termos de valor de mercado como proporção do PIB, nos quinze anos anteriores ao estudo (1993-2007), porém tal crescimento parecia ser devido a algumas grandes companhias que capturam o mercado. O número de empresas listadas estava em declínio e havia a preocupação de que o mercado de capitais da região não seria de fato uma fonte de financiamento e, portanto, não se desenvolvia apropriadamente para sustentar o crescimento dos negócios (A. Chong & Lopez-de-Silanes, 2007).

Para La Torre et al. (2011), o sistema financeiro da América Latina se encontra em uma conjuntura crucial após um histórico de instabilidades recorrentes e crises, assim, neste estudo, os países pareciam bem posicionados para uma expansão rápida. Para os autores, partindo da onda de crises no fim dos anos 1990 e início dos anos 2000, o sistema financeiro latino tem ganhado em profundidade, diversidade e solidez. O tamanho dos sistemas bancários aumentou, os mercados de ações e derivativos se expandiram, os investidores institucionais se tornaram mais importantes em relação aos bancos e o sistema como um todo tornou-se mais complexo e diversificado (La Torre et al., 2011). Os mercados, com exceção de alguns países do Caribe, passaram pela crise global com mais desenvoltura do que em qualquer outra época, com melhorias no ambiente regulatório, menor volatilidade macroeconômica, moedas mais fortes, mais liberdade financeira, mais independência, menores desajustes e exposição a dívida externa, maior efetividade na regulamentação e melhorias em infraestrutura de mercados subjacentes (La Torre et al., 2011).

Apesar das melhorias, o acesso ao mercado latino-americano ainda é concentrado em pou-

cas empresas, sendo o mercado pouco líquido e as empresas continuam muito concentradas (La Porta et al., 1998; A. Chong & Lopez-de-Silanes, 2007; La Torre et al., 2011). Na figura 2.1, com dados do “Banco Mundial” (2018), podem ser observadas algumas mudanças no comportamento dos dados desde o estudo de A. Chong e Lopez-de-Silanes (2007). De fato, havia uma tendência de crescimento do valor de mercado em relação ao PIB até 2007, ficando bem marcada a queda em todos os mercados no período próximo à crise de 2008, com a recuperação dos anos seguintes e uma tendência de estabilização. Na figura 2.2 tem-se a evolução do número de empresas e pode-se observar realmente um pequeno declínio na quantidade de empresas listadas nos países, com exceção do Chile, nos últimos dez anos.

Figura 2.1
Valor de Mercado das empresas domésticas listadas (em % do PIB)

Fonte: “Banco Mundial” (2018)

A América Latina ainda tem um longo caminho a percorrer para tratar fricções contratuais, particularmente aquelas relacionadas ao *enforcement* de contratos e a preservação dos direitos dos contratantes La Torre et al. (2011). Conforme La Porta et al. (1998), a alta concentração de propriedade é uma forma de resposta à falta de proteção legal e, apesar de um certo nível de concentração de propriedade em uma empresa não ser um problema e poder funcionar como um incentivo tanto para o trabalho dos diretores quando para o monitoramento por parte dos maiores acionistas, um grau de dispersão acionária também é necessário para a diversificação do risco (La Porta et al., 1998).

Os dois principais motivos para a existência da relação entre pouca proteção aos investi-

Figura 2.2
Empresas Listadas

Fonte: “Banco Mundial” (2018)

dores e alta concentração de propriedade apontados por La Porta et al. (1998) fornecem ideias sobre o cenário latino-americano. Nessas circunstâncias, os acionistas majoritários precisam de mais capital para exercer seus direitos de controle e evitar que sejam expropriados pelos diretores, especialmente em cenários em que há razões econômicas ou legais para os majoritários possuírem direitos significantes de votos e de fluxo de caixa e, porque, quando os pequenos investidores são pouco protegidos, eles se dispõem a comprar ações a um preço tão baixo que se torna pouco atrativo para as empresas lançar novas ações ao público (La Porta et al., 1998). Adicionalmente, a proteção aos minoritários é essencial para o desenvolvimento do mercado de capitais de um país (Porta, Lopez-de-Silanes, Shleifer & Vishny, 1997).

A informação sobre concentração de propriedade representa uma forma simples e alternativa de entender o tamanho do mercado de capitais e se as empresas têm a habilidade de atrair investidores (A. Chong & Lopez-de-Silanes, 2007). Apesar disso, é um tipo de estatística difícil de obter, porque informações sobre propriedade tendem a ser mantidas em segredo ou disfarçadas em muitos lugares, e na América Latina, em especial, esse problema é exacerbado (A. Chong & Lopez-de-Silanes, 2007).

Estudos como o de Costa et al. (2006) classificaram Argentina, Brasil e Peru como países *code-law* (La Porta et al., 1998), com a regulamentação ditada pelo governo, estrutura

de *stakeholder*, pouca força da profissão contábil, alto impacto da legislação tributária e tendo como principal fonte de financiamento os bancos. Como explicitado pelo autor, há certa similaridade entre o ambiente institucional nos países da América Latina, por isso, este trabalho propõe variáveis alternativas (tópico 3.2.2), com maior variabilidade para captar as diferenças entre eles. Por fim, Cakici et al. (2013) reforçam a importância de estudar os mercados emergentes, em virtude de serem parte significativa do portfólio mundial, sendo necessários trabalhos empíricos sobre seu comportamento.

3 Procedimentos Metodológicos

3.1 Período e Amostra

A amostra do trabalho consistiu em todas as empresas de capital aberto da Argentina, Brasil, Chile, Peru e México, excetuando-se as empresas financeiras, disponíveis nas bases *Standards & Poor's (S&P) Capital IQ* e *Económica*. A população em estudo consistiu nas empresas citadas nas bolsas *Buenos Aires Stock Exchange* (BASE), Brasil, Bolsa, Balcão (B3), *Santiago Stock Exchange* (SNSE), Bolsa de Valores de Lima (BVL) e Bolsa Mexicana de Valores (BMV), cujo mercado foi caracterizado no tópico 2.3 e cuja relevância pode ser observada por meio da tabela 3.1, que contém os valores de mercado das bolsas nos anos de 2002 e de 2016, em milhões de dólares. Na figura 3.1, tem-se o comportamento da série temporal de valor de mercado das bolsas da amostra de 2002 a 2016, comparadas ao valor total do mercado da América Latina e Caribe.

Tabela 3.1
Valor de mercado das Bolsas - em milhões de dólares

País	Bolsa	2002	2016
Argentina	BASE	16.571,00	63.601,12
Brasil	BM&FBOVESPA	126.761,53	758.558,92
Chile	SNSE	49.827,00	212.479,79
México	BMV	103.941,15	350.809,55
Peru	BVL	11.441,44	81.088,97

Fonte: “Banco Mundial” (2018)

Os países da amostra foram escolhidos em virtude da importância econômica destes no cenário latino-americano. Segundo “Banco Mundial” (2018), os maiores PIB's em 2016 (último ano disponível na base) foram, em milhões de dólares, do Brasil (1.796.186, 59), México (1.046.922, 70), Argentina (545.476, 10), Colômbia (282.462, 55), Chile (247.027, 91) e Peru (192.207, 34). Destes, a Colômbia foi excluída da amostra por falta de dados. Em

Figura 3.1
Valor de Mercado das empresas domésticas listadas

Fonte: “Banco Mundial” (2018)

conjunto, os países que permaneceram foram responsáveis por 71,86% do PIB da América Latina.

Os dados financeiros e patrimoniais foram obtidos por meio dos bancos de dados Econômica e *Standards & Poor's (S&P) Capital IQ*. O período total de coleta foi de janeiro de 2001 a agosto de 2017, porém, em algumas análises, tal período foi seccionado devido a limitação de dados ou a critérios justificados na apresentação dos resultados.

Todas as análises realizadas nesta pesquisa foram efetuadas por meio da utilização do software R Core Team (2014), e as rotinas estão detalhadas nos Apêndices C (exemplo para o Brasil) e D.

3.2 Variáveis

Para facilitar o entendimento da pesquisa, devido ao número de variáveis, optou-se por dividi-las em tópicos. Assim, a seguir serão apresentadas as variáveis deste estudo.

3.2.1 Variáveis Dependentes

As variáveis dependentes do trabalho são:

- **Retorno anormal CAPM** (*RetAnormcapm*): os retornos anormais absolutos de *accruals* obtidos pelo modelo CAPM;
- **Retorno anormal 3-fatores** (*RetAnorm3fat*): os retornos anormais absolutos de *accruals* obtidos pelo modelo de 3-fatores;
- **Retorno anormal 4-fatores** (*RetAnorm4fat*): os retornos anormais absolutos de *accruals* obtidos pelo modelo de 4-fatores.

Para o cálculo dos retornos anormais, foram estimadas duas regressões de séries temporais com dados mensais, pelo método dos mínimos quadrados ordinários, para cada ativo, a cada ano. As regressões foram feitas para cada modelo e para cada país, separadamente, e pelo período de 2003 a 2016.

Na primeira regressão, cada ativo individual foi regredido contra os fatores originais, seja no CAPM, no 3-Fatores ou no 4-Fatores. Tais equações resultaram em um intercepto α_{0a} , o retorno anormal dos fatores originais, para cada empresa, por ano. A informação restante no intercepto pode ser interpretada como aquela que não foi explicado pelos fatores de risco incluídos no modelo.

A segunda regressão foi a do próprio ativo contra os fatores originais mais o fator ACC em cada um dos modelos. As equações resultaram em um intercepto α_{0b} , o retorno anormal dos fatores originais com o fator ACC, para cada empresa, por ano. Ou seja, o que não foi explicado pelos fatores adicionados mais o fator ACC.

A diferença de α_{0a} e α_{0b} refere-se ao retorno anormal daquele ativo, naquele ano, que é explicada pelo fator ACC, ou seja, é o retorno anormal devido aos *accruals*.

3.2.2 Variáveis de Interesse e de Controle

As variáveis selecionadas neste trabalho foram aquelas levantadas como possíveis fatores que influenciam os retornos das empresas. São elas:

- **Concentração** (*Conc*): A variável Concentração de Propriedade foi obtida por meio do cruzamento dos dados contidos nas bases *Standards & Poor's (S&P) Capital IQ* e *Económica*, utilizadas tanto para conferência quanto para obtenção de maior quantidade de dados, já que nenhuma das duas bases apresentou informações completas para todos os anos e países da amostra. Como medida de concentração de propriedade foi escolhido o percentual de detenção do maior acionista, em virtude da possibilidade de maior variabilidade (a medida pode variar por ano e por empresa). Os dados foram obtidos de 2004 a 2016.

Um dos principais trabalhos que trata da importância da concentração de propriedade na anomalia de *accruals* foi o de Pincus et al. (2007), que a incluiu como um dos fatores institucionais a serem investigados quando pretende-se analisar as consequências das diferenças estruturais entre os países na anomalia.

Os resultados da análise multivariada de Pincus et al. (2007) indicaram que existe maior probabilidade de ocorrer anomalia dos *accruals* em países onde a concentração de propriedade é baixa. A medida utilizada pelo autor foi a de La Porta et al. (1998), de menor variabilidade do que a escolhida para este estudo, e o autor encontrou sinal negativo, significativo a 5%, entre concentração e anomalia dos *accruals*.

A mesma direção de sinal foi encontrada por Murean e Silaghi (2014), que testaram empiricamente a relação entre anomalia dos *accruals* e concentração, encontrando relação negativa, também significativa a 5%.

LaFond (2005), diferentemente de Pincus et al. (2007), não encontrou associação entre anomalia dos *accruals* e concentração acionária entre países. Os resultados do estudo detectaram retornos anormais, tanto em empresas com baixa concentração quanto nas com alta.

Apesar de dois dos trabalhos citados indicarem relação negativa entre concentração de propriedade e retornos, é importante ressaltar que eles foram realizados em economias desenvolvidas, o que poderia ser um fator para alteração dos resultados. Segundo Santiago-Castro e Brown (2007), os mercados latino-americanos têm características distintivas em relação a outros mercados, provendo cenários únicos para estudos de Governança Corporativa. Os países latinos são significativamente menos desenvolvidos, mesmo em comparação a outras economias emergentes, como as da Ásia ou Europa Oriental (Santiago-Castro & Brown, 2007).

Uma importante característica dos mercados latinos também deve ser considerada: a alta concentração de propriedade (La Porta et al., 1998; Santiago-Castro & Brown, 2007; Céspedes, González & Molina, 2010). Estudando estrutura de propriedade e performance na China, Xu e Wang (1999) encontraram uma relação positiva e significativa entre concentração de propriedade e retornos, em um cenário de um

país com alta concentração. Já o trabalho de Gul, Kim e Qiu (2010), investigando os efeitos da alta concentração nos mercados chineses, encontrou uma relação côncava entre sincronicidade e concentração de propriedade, ou seja, com o aumento da concentração ocorre aumento da sincronicidade a taxas decrescentes, até um ponto máximo onde a sincronicidade passa a cair com a concentração. O estudo de Gul et al. (2010) poderia justificar um possível efeito positivo entre concentração e retornos anormais, já que, uma maior sincronicidade gera menores retornos anormais (se há sincronicidade, os retornos individuais caminham com os retornos dos fatores explicativos). Depois do ponto de máximo, no entanto, essa relação se inverte, ou seja, tem-se menor sincronicidade e consequentemente maiores retornos anormais. Para o mercado latino-americano, altamente concentrado, esse efeito poderia ser o esperado.

- **IFRS** (*IFRS*): *dummy* para o ano de adoção das IFRS de cada país. Armstrong, Barth, Jagolinzer e Riedl (2010) examinaram as reações do mercado de ações europeu a dezesseis eventos associados à adoção das IFRS, encontrando reação negativa do mercado em países *code law*, dos quais se espera menor *enforcement* na aplicação dos padrões contábeis. No mesmo sentido, Horton e Serafeim (2010) encontraram reação negativa do mercado às informações divulgadas no mercado do Reino Unido após a adoção das IFRS, quando comparada à reação do regime contábil utilizado anteriormente. Com uma outra abordagem, Landsman, Maydew e Thornock (2012) examinaram se a volatilidade dos retornos anormais e volume de transação anormal aumentaram em países que adotaram o IFRS obrigatório, comparando-os com países que continuaram com os padrões locais e os resultados indicaram maiores retornos anormais nos países que adotaram as IFRS.
- **Crise**: *dummy* para o ano da crise do *subprime*, 2008. C. Y. Chong (2011) estudou os efeitos da crise do *subprime* nos retornos e na volatilidade do mercado de ações nos Estados Unidos. Os resultados do estudo indicaram que, em média, o mercado enfrentou uma série de retornos negativos em torno do período de crise. Samarakoon (2011) estudou o choque da crise de 2008 em mercados emergentes, encontrando que, especificamente para a América Latina houve uma grande sensibilidade ao choque ocorrido, e consequentes declínios nos preços das ações, evidenciando a situação de dependência do mercado latino. Celk (2012) também estudou o efeito contágio em mercados emergentes durante a crise do *subprime*, encontrando efeitos negativos, inclusive para o Brasil, nos retornos das ações no período de crise.
- **Fatores de Governança** (*RegQua e Estab*): Os dados dessa variável foram coletados de 2002 a 2017, e correspondem ao item estimativa, equivalente às variáveis descritas a seguir.

As seis variáveis que compõem os fatores de Governança foram as disponibilizadas pelo *Worldwide Governance Indicators* (WGI), “Worldwide Governance Indicators project” (2017), um banco de dados que provê informações sobre a qualidade de governança dos países, por meio de índices que medem a performance da governança, de -2.5 (fraca) a 2.5 (forte). Os dados estão disponíveis de 1996 a 2016 e contêm o resultado das estimativas baseadas em múltiplas fontes, como questionários, entrevistas com especialistas, entre outras. A metodologia e interpretação dos dados pode ser consultada no artigo de Kaufmann, Kraay e Mastruzzi (2011).

As definições das dimensões de governança, conforme Kaufmann et al. (2011), são as seguintes:

1. *Voice and Accountability (VA)*: captura a extensão da possibilidade de participação dos cidadãos no país, em selecionar governantes, liberdade de expressão e associação e mídia livre.
2. *Political Stability and Absence of Violence/Terrorism (PV)*: captura as percepções de probabilidade de o governo ser desestabilizado ou deposto por meios inconstitucionais ou violentos, incluindo motivação política e terrorismo.
3. *Government Effectiveness (GE)*: captura a percepção de qualidade dos serviços públicos e civis e seu grau de independência de pressões políticas, a qualidade das políticas formuladas e implementadas, e a credibilidade do governo em cumpri-las.
4. *Regulatory Quality (RQ)*: captura percepções da habilidade do governo em formular e implementar políticas e regulações que permitem e promovem o desenvolvimento do setor privado.
5. *Rule of Law (RL)*: captura as percepções da extensão na qual agentes têm confiança nas regras da sociedade, em particular na qualidade das obrigações dos contratos, direitos de propriedade, polícia e tribunais, assim como a probabilidade de crimes e violência.
6. *Control of Corruption (CC)*: captura as percepções da extensão na qual o poder público é exercido para ganhos privados, incluindo tanto as “pequenas corrupções” quando as feitas pelo estado para a elite e interesses privados.

Em virtude da alta correlação entre as dimensões, para o uso na análise de dados em painel, foi efetuada a extração de dois fatores, por meio da análise fatorial detalhada no tópico 3.2.2.1.

Pincus et al. (2007) utilizaram como variável institucional para captar o ambiente regulatório dos países a tradição legal *commom law* ou *code law*, tendo como re-

sultado a maior probabilidade da anomalia de *accruals* ocorrer em países *commom law*.

Para a América Latina, invariável para os países da amostra no quesito tradição legal - *code law*, segundo a classificação de La Porta et al. (1998) -, as dimensões de governança oferecem vantagens no presente estudo, tanto na questão da variabilidade (variam por ano e por país), quanto na diversidade de informação, e podem capturar os fatores específicos de países que influenciam os retornos. Além disso, conforme A. Chong e Lopez-de-Silanes (2007), as leis são um elemento de proteção ao investidor, porém o *enforcement* dessas regras pode ser igualmente ou até mais importante do que elas. Afinal, se boas leis não são impostas, não são efetivas.

- **Fatores de Cultura:** As dimensões culturais de Hofstede, Hofstede e Minkov (2010), descritas a seguir, também fornecem informações sobre o ambiente institucional dos países. Um ponto fraco destas variáveis é a alta correlação entre si, sendo as medidas listadas de menor variabilidade do que os Fatores de Governança, por exemplo, como se pode observar na tabela 3.2.

Hofstede et al. (2010) definem cultura como fenômeno coletivo, sendo, ao menos em parte, compartilhado com as pessoas que vivem ou viveram no mesmo ambiente social, no qual ela foi aprendida. A cultura consiste nas regras não escritas do jogo social: a programação mental coletiva que distingue os membros de um grupo ou categoria dos outros. Ela é aprendida e não inata, deriva mais do ambiente social do que de genética, e deve ser distinguida da natureza humana (Hofstede et al., 2010). No caso das variáveis de cultura, descritas a seguir, a ideia é que elas são fixas no tempo, pois os elementos de cultura são de longo prazo.

Tabela 3.2
Dimensões Culturais

Bolsa	Mascul.	Indulg.	Individ.	Dist. do poder	Aversão à incert.	Orient. LP
BMV	69	97	30	81	82	24
B3	49	59	38	69	76	44
SNSE	28	68	23	63	86	31
BVL	42	46	16	64	87	25
BASE	56	62	46	49	86	20

1. Índice de distância de poder (PDI): reflete a maneira de lidar com as diferenças de poder (Hofstede et al., 2010). Pelos fatores construídos, notou-se que, para a maioria dos países asiáticos (como Malásia e Filipinas), europeus orientais (Eslováquia e Rússia), latinos (América Latina e, em menor grau na Europa Latina, como França), países arábicos e africanos há uma grande distância dos valores que representam o poder. Por outro lado, pequenos valores foram encontrados para países como os de língua alemã (como a Áustria e Alemanha), Israel, países Nórdicos, Balcãs, Estados Unidos, Grã Bretanha, Nova Zelândia, Irlanda, Austrália e Canadá (Hofstede et al., 2010).
2. Individualismo *versus* Coletivismo (IVC): esta dimensão cultural diz respeito ao papel do indivíduo *versus* papel do grupo, especificamente, qual dos dois tem maior prevalência sobre o outro para a sociedade estudada (Hofstede et al., 2010).
3. Masculinidade *versus* feminilidade (MAU): esta dimensão cultural diz respeito às diferenças de papéis de gênero atribuídas por cada sociedade. Uma sociedade é dita masculina quando os papéis de gênero emocionais são claramente distintos: supõe-se que os homens sejam assertivos, pensantes e focados no sucesso material, enquanto as mulheres, supostamente, são modestas, afetuosas e preocupadas com a qualidade de vida. Por outro lado, numa sociedade dita feminina, os papéis de gênero sobrepõem-se: homens e mulheres supostamente são modestos, afetuosos e preocupados com a qualidade de vida (Hofstede et al., 2010).
4. Aversão à incerteza (UAI): reflete a forma com a qual a sociedade lida com o desconhecido. A fórmula foi desenvolvida para que cada uma das questões contribua igualmente para o índice final, onde os valores variam de 0, para países com fraca aversão à incerteza, até 100, para os mais fortes. Os maiores *scores* ocorrem na América Latina, Europa Latina e países Mediterrâneos; os médios ocorrem para países como Áustria, Alemanha e Suíça; médio para baixo, todos os países Asiáticos, exceto Japão e Coreia, países Africanos e Nórdicos (Hofstede et al., 2010).
5. Orientação em longo prazo (LTO): significa a promoção de virtudes voltadas para futuras recompensas - em particular, perseverança e a simplicidade. Seu polo oposto, a orientação de curto prazo, diz respeito à promoção de virtudes relacionadas com o passado e presente - em particular, o respeito à tradição, preservação da imagem e cumprimento de obrigações sociais (Hofstede et al., 2010).
6. Indulgência *versus* repressão (IVR): a definição da dimensão de indulgência

consiste em uma tendência a permitir a livre satisfação dos desejos humanos básicos e naturais relativos à diversão e aproveitamento da vida. Por outro lado, a repressão, reflete a convicção de que tal gratificação deve estar sob a rígida regulação de normas sociais e ser controlada. Com alto índice de indulgência, tem-se países como Venezuela, México, Porto Rico, El Salvador, Colômbia e Nigéria; índice médio para Argentina, Brasil, Finlândia e Malásia; e índice médio para baixo, Alemanha, Iran, Tanzânia e Indonésia.

O retorno de ações pode ser explicado ao menos em parte pela informação contida nas variáveis contábeis, relação que vem sendo estudada desde os trabalhos de Ball e Brown (1968) e Beaver (1968).

O estudo de Chen e Zhang (2007) trouxe evidências sobre como as variáveis contábeis explicam os retornos nos cortes temporais. Pelas teorias de precificação de ativos, em um contexto no qual os investidores mantêm portfólios diversificados, os retornos esperados de uma ação são determinados pelo risco sistemático e os retornos anormais pelo risco idiossincrático. Pelo fato de as métricas contábeis serem relacionadas à performance financeira de uma empresa específica, elas deveriam conter, segundo Chen e Zhang (2007) informações dos dois tipos de risco.

Além de estudar o comportamento das variáveis contábeis sobre os retornos totais, Chen e Zhang (2007) estudaram também, no mesmo contexto, os retornos anormais. Utilizando como métrica para retornos anormais o resíduo das regressões do modelo de 3-fatores de Fama-French, os autores encontraram coeficientes mais significativos do que os da análise de retornos totais, e de mesmo sinal (exceto para uma variável). Segundo Chen e Zhang (2007), o efeito do uso das regressões de retornos anormais foi o de que eles primeiro filtram a informação nos fatores fundamentais que se sobrepõem aos do modelo, deixando apenas a informação essencial dos fatores fundamentais para explicar os retornos.

Assim, as variáveis de controle selecionadas neste trabalho foram aquelas levantadas como possíveis fatores que influenciam os retornos das empresas:

- **Tamanho** (*Tam*): logaritmo natural do ativo total, obtido pelo período de 2002 a 2016. Controle do “efeito tamanho”, em que, na média, empresas pequenas têm maiores retornos ajustados do que empresas grandes (Banz, 1981). Takamatsu e Fávero (2013), investigando a relação entre *accruals* e retornos futuros no Brasil encontraram relação negativa entre tamanho da empresa e retornos futuros. O

fator tamanho é um dos incluídos nos modelos de Fama e French (1992) e Carhart (1997), e o resultado esperado é o de relação negativa entre o tamanho das empresas e os retornos anormais.

- **Market-to-book (MTB)**: Valor de Mercado sobre o total do Patrimônio Líquido, obtido pelo período de 2002 a 2016. O *MTB* pode ajudar a explicar os retornos. Essa variável é também um dos fatores nos modelos de Fama e French (1992) e Carhart (1997).
- **Earnings per share (EPS)**: obtida pelo período de 2002 a 2016. Variável incluída do modelo como controle em virtude da relação documentada pela literatura do lucro como variável explicativa para os retornos (Foster, 1973; Easton & Harris, 1991).
- **Retorno sobre o Ativo (ROA)**: Lucro Operacional sobre o total de Ativos, obtida pelo período de 2002 a 2016. A variável foi incluída por ser sobre lucro, como a *EPS*, porém escalada pelo total de ativos, controlando pelo tamanho.
- **Alavancagem (Alav)**: Passivo sobre o Ativo, obtido pelo período de 2002 a 2016. Controle do “efeito alavacagem”, em que os retornos são positivamente relacionados com a razão Passivo-Ativo, quando controlada pelo *beta* e pelo tamanho da empresa (Bhandari, 1988).

3.2.2.1 Análise Fatorial dos Fatores de Governança

Em virtude das altas correlações entre as variáveis de Governança, foi realizada uma análise fatorial. A tabela 3.3 dispõe as correlações entre os fatores, sendo a menor de 0,617 entre os fatores *Voiceandacc* e *Regulatory*, e a maior de 0,97 entre os fatores *CCorruption* e *Ruleoflaw*. A matriz é útil para verificar que as variáveis possuem correlação suficiente para justificar a análise fatorial.

Tabela 3.3
Matriz de Correlações dos Fatores de Governança

	CCorruption	Ruleoflaw	Regulatory	Government.	Political	Voiceandacc
CCorruption	1	0,967	0,812	0,886	0,752	0,921
Ruleoflaw	0,967	1	0,833	0,916	0,766	0,918
Regulatory	0,812	0,833	1	0,795	0,404	0,617
Government	0,886	0,916	0,795	1	0,735	0,843
Political	0,752	0,766	0,404	0,735	1	0,893
Voiceandacc	0,921	0,918	0,617	0,843	0,893	1

O teste de Kaiser-Meyer Olkin (KMO), mede o grau de correlação parcial entre as variáveis, e foi calculado com o resultado de 0,85. Tal resultado indica a adequabilidade do uso da análise fatorial, por ser superior ao ponto de corte, de 0,5, conforme Hair, Black, Babin, Anderson e Tatham (2009).

Sendo assim, procedeu-se a análise fatorial. Foram extraídos dois fatores, nomeados de Fator Estabilidade (*Estab*) e Fator Qualidade Regulatória (*QuaReg*), com a seguinte composição (Tabela 3.4):

Tabela 3.4
Matriz de cargas fatoriais

	Estabilidade	Qualidade Regulatória
<i>CCorruption</i>	0,684	0,699
<i>Ruleoflaw</i>	0,671	0,726
<i>Regulatory</i>	0,217	0,948
<i>Government</i>	0,604	0,695
<i>Political</i>	0,896	0,222
<i>Voiceandacc</i>	0,886	0,448

3.3 Modelo de Fatores

Um importante problema das finanças modernas consiste na quantificação do *tradeoff* entre risco e retornos esperados. Embora o senso comum já sugira que investimentos de risco, como o mercado de ações, gerem maiores retornos do que investimentos livres de risco, apenas com o desenvolvimento do *Capital Asset Pricing Model* (CAPM) é que os economistas conseguiram quantificar essa relação entre risco e prêmio pelo risco. Uma das importantes implicações do CAPM é a de que o retorno esperado de um ativo deve ser linearmente relacionado à covariância de seu retorno com o retorno da carteira (Campbell, Lo & MacKinlay, 1997).

O modelo, creditado a Sharpe (1964) e Lintner (1965), pode ser expresso como:

$$E[\tilde{R}_j] = R_f + \frac{Cov[\tilde{R}_m, \tilde{R}_j]}{Var[\tilde{R}_m]} E[\tilde{R}_m]. \quad (3.1)$$

O CAPM assume apenas um componente de risco (o risco do mercado) para qualquer ativo.

Outros modelos foram propostos na literatura, como o modelo de três fatores, de Fama e French (1996), e modelo de quatro fatores, de Fama e French (1996) e Carhart (1997), que permanece ainda hoje como um dos mais populares, com vistas a tentar superar as falhas do CAPM, demonstradas empiricamente, em explicar determinadas variações nos retornos.

Fama e French (1996), na criação do modelo de três fatores, argumentaram que os fatores tamanho e *book-to-market* (*BTM*) foram responsáveis por padrões nos retornos não capturados pelo fator de mercado do CAPM, e que, portanto, deveriam estar inclusos no modelo de precificação. Dessa forma, eles propuseram um modelo que englobava uma fonte de risco além do risco do mercado, com a inclusão de duas carteiras que imitassem as variações no tamanho e no *book-to-market* das empresas. A construção dos fatores foi efetuada dividindo-se a amostra entre empresas grandes (>50%) e pequenas (<50%), formando o fator *small minus big* (*SMB*), cuja composição consistia na diferença de retornos entre as empresas pequenas e grandes; e entre empresas com alto *BTM* (>70%) e baixo *BTM* (<30%), formando o fator *high minus low* (*HML*). Assim, o modelo define-se como:

$$R_j - R_f = a_j + b_j(R_m - R_f) + smb_jSMB + hml_jHML + e_j. \quad (3.2)$$

Fama e French (1996) mostraram que o modelo de três fatores explicou várias das anomalias encontradas quando usado o CAPM, capturando diversos dos efeitos documentados pela literatura, como crescimento de vendas e efeito reverso. Uma falha no modelo, no entanto, foi em capturar o fator *momentum*, que consiste na tendência de que ativos vencedores (perdedores) de curto prazo tendem a continuar com altos (baixos) retornos, conforme anomalia documentada por Jegadeesh e Titman (1993).

O modelo de Carhart (1997) incluiu, em resposta a essa questão, um quarto fator, o *momentum*, conhecido como *winners minus losers* (*WML*), calculado pela diferença entre os retornos de uma carteira com ações vencedoras no curto prazo e os retornos de uma carteira com ações perdedoras no curto prazo. Expresso como:

$$R_j - R_f = a_j + b_j(R_m - R_f) + smb_jSMB + hml_jHML + wml_jWML + e_j. \quad (3.3)$$

3.3.1 Procedimento Fama-MacBeth

Segundo Campbell et al. (1997), a implicação do CAPM de que o retorno esperado de um ativo deve ser linearmente relacionado à covariância de seu retorno com o retorno da carteira pode ser testada usando uma metodologia de regressões em cortes temporais. Fama e MacBeth (1973) foram os primeiros a desenvolver tal abordagem. O procedimento de Fama-MacBeth pode ser facilmente modificado para acomodar fatores adicionais de risco, além do risco de mercado do CAPM.

A ideia básica é a de projetar, para cada corte temporal, os retornos nos *betas*, agregando-os às estimativas das séries de tempo. A implementação envolve duas etapas: na primeira, rodam-se regressões de séries temporais, para obter $\beta_{jm} = Cov[\tilde{R}_m, \tilde{R}_j]/Var[\tilde{R}_m]$ para cada j (seja um ativo individual ou uma carteira); e, na segunda etapa, para cada t , rodaram regressões em corte temporal para cada retorno em excesso dos ativos, chamados de Z_j , contra os β_{jm} da primeira etapa (Campbell et al., 1997). Conforme:

$$Z_{jt} = \gamma_{0t} + \gamma_{1t}\beta_{jm} + \eta_{jt}, \quad (3.4)$$

em que Z_{jt} é o vetor de retornos em excesso dos ativos para o período t , e β_{jm} , o vetor de *betas* do CAPM. Dados T períodos de tempo, a equação (3.4) é estimada usando o método dos mínimos quadrados ordinários (MQO) para cada t , sendo $t = 1, \dots, T$, dadas as T estimativas de γ_{0t} e γ_{1t} . Na segunda etapa, por sua vez, as séries temporais de $\hat{\gamma}_{0t}$'s e $\hat{\gamma}_{1t}$'s são analisadas. Definindo $\gamma_0 = E[\gamma_{0t}]$ e $\gamma_1 = E[\gamma_{1t}]$, as implicações do CAPM (Sharpe, 1964) são de que $\gamma_0 = 0$ (intercepto zero) e $\gamma_1 > 0$ (prêmio de risco positivo). A partir da definição, o CAPM pode ser testado utilizando:

$$t(\hat{\gamma}_k) = \frac{\hat{\gamma}_k}{\hat{\sigma}_{\gamma_k}}, \quad (3.5)$$

considerando que $\hat{\gamma}_k = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \hat{\gamma}_{kt}$ e $\hat{\sigma}_{\gamma_k}^2 = \frac{1}{T(T-1)} \sum_{t=1}^T (\hat{\gamma}_{kt} - \hat{\gamma}_k)^2$.

Ainda segundo Campbell et al. (1997) os pressupostos para validade do procedimento de Fama-MacBeth são que a série temporal dos γ 's precisa ser aleatória, independente e identicamente distribuída (*iid*), com média γ_k , o que seria possível se os *betas* fos-

sem observáveis. O pressuposto de independência é, no entanto, violado, exatamente em virtude de os *betas* utilizados na segunda etapa serem não-observáveis, pois são estimados na primeira etapa. Para amenizar tal problema, Shanken (1992) propôs ajustar os erros-padrão das estimativas, para corrigir os vieses trazidos pelos erros nas variáveis, da seguinte maneira:

$$\tilde{\sigma}_{\gamma_k}^2 = \left(1 + \frac{(\hat{\mu}_m - \hat{\gamma}_0)^2}{\hat{\sigma}_m^2}\right) \hat{\sigma}_{\gamma_k}^2. \quad (3.6)$$

Gibbons, Ross e Shanken (1989) desenvolveram um teste alternativo para avaliar se dada carteira é *ex-ante*, média-variância eficiente, argumentando que essa é a teoria a ser testada pelo CAPM, e o procedimento de Fama-MacBeth não o fazia. Dessa forma, Gibbons et al. (1989) propuseram testar se todos os N *alfas* das séries de tempo $Z_{jt} = \alpha_j + \beta_{jm}Z_{mt} + \epsilon_{jt}$ são de fato conjuntamente iguais a zero. Se Z_{mt} é eficiente na média-variância, então $E[Z_{jt}] = \beta_{jm}E[Z_{mt}]$ e a hipótese $H_0: \alpha_j = 0, \forall j = 1, \dots, N$, pode ser testada usando uma modificação do t -teste (teste Hotelling's T^2) (Campbell et al., 1997), a partir do qual pode-se tirar a estatística J_i (Gibbons et al., 1989):

$$J_i = T \left(1 + \frac{\hat{\mu}_m^2}{\hat{\sigma}_m^2}\right)^{-1} \hat{\alpha}' \hat{\Sigma}^{-1} \hat{\alpha} \sim \chi_N^2, \quad (3.7)$$

em que $\hat{\alpha}$ é o vetor $N \times 1$ de *alfas* e $\hat{\Sigma}$ é a $N \times N$ matriz de covariâncias dos resíduos das séries de tempo multiplicadas por $1/T$, o estimador não-viesado de Σ .

Para amostras finitas, a estatística equivalente a estatística J_i (Gibbons et al., 1989; Campbell et al., 1997) consiste em:

$$J_1 = \frac{(T - N - 1)}{N} \left(1 + \frac{\hat{\mu}_m^2}{\hat{\sigma}_m^2}\right)^{-1} \hat{\alpha}' \hat{\Sigma}^{-1} \hat{\alpha} \sim F_{N, T-N-1}. \quad (3.8)$$

3.3.2 Especificação dos modelos

Para testar a presença de anomalia dos *accruals* no mercado latino-americano, foram utilizados os modelos CAPM de Lintner (1965) e Sharpe (1964), Modelo de 3-Fatores de Fama e French (1996) e Modelo de 4-Fatores de Fama e French (1996) e Carhart (1997). O período da série de preços usada para os testes será especificado quando explicados os resultados dos modelos. As carteiras foram construídas segundo o número de empresas disponíveis para cada país, ordenadas por valores absolutos decrescentes de *accruals*, escalonados pelo ativo total. A tabela 3.5 detalha os dados utilizados para cada país.

Tabela 3.5
Descrição dos dados para formação das carteiras

País	Carteiras	Setores	Taxa livre de risco	Período Disponível
Argentina	6	14	IR	jul 2002 - jun 2017
Brasil	8	15	Selic	jul 2002 - jun 2017
Chile	6	14	MPR	jul 2002 - jun 2017
México	6	6	IR	jul 2002 - jun 2017
Peru	6	10	BCR	set 2003 - jun 2017

Cada carteira foi composta pelos retornos médios dos ativos selecionados para compor cada carteira, rebalanceada anualmente, formando uma série temporal. O número mínimo de carteiras (seis) foi adotado para manter a possibilidade de rodar todos os modelos para todos os países, já que o modelo com o maior número de fatores possui cinco fatores (o de 4-fatores mais o fator *ACC*). Outra forma de organização dos dados foi por setor: para cada país, separadamente, foram selecionados os setores com séries contínuas grandes o suficiente para os testes dos modelos. O número de setores para cada país e os resultados dos modelos também se encontram na seção 4.1.

Os modelos para teste das carteiras são os descritos a seguir. O modelo de 4-Fatores:

$$Z_{jt} = \alpha_j + \beta_{1j}Z_{mt} + \beta_{smbj}SMB_t + \beta_{hmlj}HML_t + \beta_{wmlj}WML_t + \epsilon_{jt}, \quad (3.9)$$

em que Z_{jt} consiste no log-retorno em excesso das carteiras $j = 1, \dots, j$ no mês $t = 1, \dots, t$ e os coeficientes β_{jk} , $k = 1, \dots, 4$, são as estimativas de risco de cada fator k para cada carteira j . Se para cada carteira j o modelo captura toda a variação dos fatores de risco, o intercepto $\alpha_j = 0, \forall_j$.

O modelo de 3-Fatores:

$$Z_{jt} = \alpha_j + \beta_{1j}Z_{mt} + \beta_{smbj}SMB_t + \beta_{hmlj}HML_t + \epsilon_{jt}, \quad (3.10)$$

em que Z_{jt} consiste no log-retorno em excesso das carteiras $j = 1, \dots, J$ no mês $t = 1, \dots, T$, os coeficientes β_{jk} , $k = 1, \dots, 4$ são as estimativas de risco de cada fator k para cada carteira j . Se, para cada carteira j o modelo captura toda a variação dos fatores de risco, o intercepto $\alpha_j = 0, \forall j$.

E, o CAPM:

$$Z_{jt} = \alpha_j + \beta_{1j}Z_{mt} + \epsilon_{jt}, \quad (3.11)$$

em que Z_{jt} consiste no log-retorno em excesso das carteiras $j = 1, \dots, J$ no mês $t = 1, \dots, T$, os coeficientes β_{jk} , $k = 1, \dots, 4$ são as estimativas de risco de cada fator k para cada carteira j . Se, para cada carteira j o modelo captura toda a variação dos fatores de risco, o intercepto $\alpha_j = 0, \forall j$.

A estatística GRS foi utilizada para testar se os α 's são conjuntamente iguais a zero, seguindo a metodologia de Cochrane (2005), cuja versão da J_1 é:

$$J_1 = \frac{T - N - K}{N} (1 + E_T[F]' \hat{\Sigma}^{-1} E_T[F])^{-1} \hat{\alpha}' \Sigma^{-1} \hat{\alpha} \sim F_{N, T-N-K}. \quad (3.12)$$

Para testar se os fatores capturam toda a variação esperada nos retornos, foi realizada a análise de Fama e MacBeth (1973). Na primeira etapa do procedimento foram estimados os coeficientes de risco β_{jk} de cada fator, para cada carteira j , rodando $j = 1, \dots, J$ regressões de séries temporais, uma para cada mês da amostra. No segundo passo, foram estimadas $t = 1, \dots, T$ regressões de cortes temporais, conforme:

$$Z_{jt} = \gamma_{0t} + \gamma_{Z_{mt}} b_j + \gamma_{SMB_t} s_j + \gamma_{HML_t} h_j + \gamma_{WML_t} w_j + \eta_{jt}, \quad (3.13)$$

O objetivo de todos os modelos foi o de testar a hipótese de que $\gamma_0 = 0$, ou seja, de que o retorno anormal, medido pelo intercepto dos modelos, é igual a zero, e de que os prêmios de risco são positivos ($\gamma_k > 0$). A rejeição da hipótese de que $\gamma_0 = 0$ leva à conclusão de que existem retornos anormais, dado necessário para a análise seguinte, que analisa a anomalia de *accruals* entre os países da América Latina. O mesmo procedimento descrito acima foi realizado para todos os países nos três tipos de modelos. Os dados referentes a $R_m - R_f$, *SMB*, *HML* e *WML* foram calculados seguindo a metodologia de Fama e French (1996) e Carhart (1997).

3.3.3 O fator *accruals*

O fator *accruals* foi calculado seguindo a mesma lógica de Fama e French (1996) para o cálculo do fator *SMB*. O primeiro passo foi ordenar as empresas, a cada ano, de 2002 a 2016, por seu valor absoluto de *accruals* padronizado pelos respectivos ativos totais, de forma decrescente. O segundo passo foi calcular a diferença entre os retornos do portfólio formado pelos 30% de empresas com menos *accruals* e os retornos do portfólio formado pelos 30% de empresas com mais *accruals*. Isto é, obtendo uma estratégia *long* em baixos *accruals* e *short* em altos *accruals*, formando uma série temporal, de 01-07-2002 a 01-06-2017, de uma carteira de *accruals*. Os valores de *accruals* foram calculados pela subtração do Lucro Líquido pelo Fluxo de Caixa Operacional (dividido pelo Ativo Total), isto é, pela abordagem do Fluxo de Caixa.

O fator ACC foi utilizado primeiro para testar a anomalia dos *accruals* de forma geral, por país, por meio das carteiras também pesadas em *accruals* e das carteiras de setor, e, em seguida, para o cálculo dos retornos anormais, a serem utilizados na análise dos dados em painel, explicados no tópico a seguir.

3.4 Modelagem de dados em painel

A amostra inicial para a análise das regressões foi de 9392 observações, de 2004 a 2016. Com a omissão das linhas que continham dados faltantes, a amostra final consistiu em 4056 observações para o mesmo período, sendo 370 da Argentina, 1580 do Brasil, 1015 do Chile, 648 do México e 443 do Peru, agregadas em um painel desbalanceado.

Para testar a influência dos fatores institucionais nos retornos anormais dos *accruals*, foi

utilizada uma estrutura de dados em painel. O modelo geral utilizado foi:

$$\begin{aligned}
 RetAnormalACC_{it} = & \alpha_i + \beta_{conc} Concentração_{it} + \beta_{Estab} Estabilidade_{it} + \beta_{ifrs} IFRS_{it} \\
 & + \beta_{QuaReg} QualidadeRegulatoria_{it} + \beta_{cult} Cultura_{it} + \beta_{crise} Crise_{it} \\
 & + \beta_{cont} Controles_{it} + \epsilon_i,
 \end{aligned} \tag{3.14}$$

em que $RetAnormalACC_{it}$ corresponde aos valores de Retornos Anormais do CAPM, 3-fatores e 4-fatores, respectivamente, referentes aos valores absolutos dos retornos anormais, calculados conforme a subseção 3.2.1. A variável *Concentração* foi obtida por meio de bases de dados; as de Estabilidade (*Estab*) e Qualidade Regulatória (*QuaReg*), por meio da análise fatorial dos fatores fornecidos pelo WGI; as variáveis de Cultura foram obtidas em Hofstede et al. (2010); *IFRS*, é uma *dummy* para o ano de adoção das IFRS de cada país; *Crise* é uma *dummy* para o ano de 2008; e *Controles*, o conjunto de outros controles utilizados, citados na subseção 3.2.2.

4 Resultados

Neste capítulo serão apresentados os resultados empíricos. A primeira parte consiste nas análises das séries temporais e de Fama-Macbeth, por país; a segunda, na análise das estatísticas descritivas; e a terceira parte contém os resultados das regressões estimadas para todos os países da amostra.

4.1 Análise das Séries Temporais

As séries temporais apresentadas a seguir foram estimadas a fim de testar a Hipótese 1, descrita no Capítulo 1, por meio das equações (3.1), (3.2) e (3.3). O objetivo da análise foi verificar quão bem os modelos de fatores precificam os retornos das ações de cada país, comparativamente. A performance de cada modelo foi testada nas séries temporais por meio da análise dos interceptos, tanto individuais, por meio de cada α , quanto conjuntos, por meio da estatística GRS de Gibbons et al. (1989). Nas séries de tempo é possível observar se, para cada ativo (ou carteira, ou setor) seguindo os fatores de risco (especificados em cada modelo), ainda há retorno anormal, ou seja, se faltam informações para explicar os retornos. Os testes nos cortes transversais são apresentados nas estatísticas Fama-MacBeth, na seção 4.2.

Os resultados para todos os países da amostra foram bastante similares. O fator *Return for the Market Portfolio* (R_m) foi significativo em todos os modelos da análise e o fator WML foi um acréscimo importante (com exceção da Argentina), especialmente significativo nas séries de tempo e nos modelos setoriais, em consonância com trabalhos anteriores (Van der Hart, Slagter & Van Dijk, 2003; Muga & Santamaria, 2007; Cakici et al., 2013) na América Latina. Em geral, todos os fatores contribuíram na explicação dos retornos, porém cabe ressaltar que a amostra foi seccionada, excluindo as empresas financeiras, em virtude do foco do estudo (*accruals*), o que pode ter alterado os resultados em relação a modelos com amostra completa para os países citados. Os modelos rodados para as

carteiras de setor explicaram melhor o comportamento dos ativos, e em todos os casos o fator ACC apresentou significância em pelo menos um setor, para todos países e modelo, com um percentual representativo de explicação das séries (indicados na análise detalhada a seguir). Em todos os casos, os resultados GRS indicaram que há retornos anormais nas séries de tempo.

Nos tópicos a seguir serão detalhados os resultados para cada país cujas tabelas são apresentadas no Apêndice A. Dos resultados, foram destacados os valores dos R^2 , dos quais já se esperava valores altos, por se tratarem de regressões nas quais os retornos mensais de cada carteira (ou setores) foram explicados pelos fatores de risco no tempo, específicos para cada país. Nessa formação foram avaliados os fatores e as significâncias de cada fator, inclusive com o fator de estudo (ACC), além dos interceptos individuais de tempo. Por fim, foram analisados os valores da estatística GRS, que avaliam a significância dos interceptos em conjunto para cada modelo.

4.1.1 Brasil

As séries temporais do Brasil foram construídas para o período de 01/08/2002 a 01/07/2017, dispostas em carteiras de *accruals* ou em carteiras por setores. Foram selecionados quinze setores, para os quais existiam séries temporais completas para a análise.

Nas tabelas A.1 e A.2 apresentam-se as oito séries de tempo (uma para cada carteira) das regressões para o CAPM, sendo a segunda com a inclusão do fator ACC. Em todas as carteiras os R^2 se mostraram bastante altos, em torno de 0,87 a 0,96, aumentando ligeiramente em alguns casos com a inclusão do fator de estudo. O fator ACC foi significativo em quase todas as carteiras, com exceção da *Cart.7*. Os interceptos individuais de tempo foram significativamente diferentes de zero em seis das oito carteiras na tabela A.1 e em três das oito carteiras no caso da tabela A.2, fornecendo indícios de que a inclusão do fator *accruals* contribuiu para explicar os retornos das carteiras.

Nas tabelas A.3 e A.4 dispõem-se as quinze séries de tempo (uma por setor) das regressões para o CAPM, dispostas sem e com a inclusão do fator *accruals*. Os R^2 ficaram acima de 0,9 para quase todos os setores nos dois casos, à exceção do setor 16 (Ind 16), de telecomunicações, em que os R^2 foram de 0,48 e 0,49. O fator ACC foi significativo para quatro dos quinze setores. Os interceptos individuais, por sua vez, foram significativos apenas para o setor 13 da tabela A.3 e setores 13 e 19 da tabela A.4.

O fator R_m foi positivo e significativo em todos os modelos, o que significa que os retornos

da carteira de mercado ajudaram a explicar os retornos das carteiras (de *accruals* e de setor). O fator ACC contribuiu para explicar os retornos das carteiras de *accruals* em 87,5% dos casos e nas carteiras de setor em 26,7% dos casos.

Os resultados dos testes conjuntos GRS para o CAPM original e para o CAPM incluindo o fator ACC, tanto para carteiras de *accruals* quanto para carteiras setoriais, mostrados nas duas primeiras colunas da tabela A.13, indicam que, para todos os quatro modelos, a hipótese nula de que os *alfas* são conjuntamente iguais a zero é rejeitada, o que fere o primeiro pressuposto de validade empírica de Sharpe (1964) para o CAPM, isto é, de que $\alpha = 0$ (intercepto zero). Estes resultados podem ser tomados como evidência de anomalias nas séries de tempo, há retornos anormais, ou seja, há informações sobre os retornos das carteiras que não foram completamente explicadas pelos fatores Rm e ACC, restando no intercepto.

Além das significâncias individuais do fator *accruals*, que ajudou a explicar os retornos em algumas das carteiras do estudo, a inclusão de tal fator, em ambas as formações de portfólios, diminuiu ligeiramente o valor da estatística GRS para os interceptos, tornando-a mais próxima da região de não rejeição - ou seja, de os α 's serem 0, cumprindo o pressuposto de Sharpe (1964) -, dando indícios de que o fator explica ao menos em parte o comportamento dos retornos nas séries de tempo.

Nas tabelas A.5 e A.6 apresentam-se as oito séries de tempo (uma para cada carteira) das regressões para o modelo de 3-fatores, sendo a segunda com a inclusão do fator ACC. Em todas as carteiras, os R^2 foram altos, de 0,87 a 0,96, bastante semelhantes aos do modelo CAPM. No primeiro modelo, o fator SMB foi significativo em sete das oito carteiras e o fator HML, em cinco das oito. Com a inclusão do fator ACC, o fator SMB perdeu significância em uma das carteiras e o HML em todas, enquanto o novo fator foi significativo em três delas. Os interceptos individuais de tempo foram significativamente diferentes de zero exatamente nas mesmas carteiras dos modelos do CAPM, um indício de que parte do risco capturado pelos fatores HML e SMB são capturados pelo ACC.

Nas tabelas A.7 e A.8 dispõem-se as quinze séries de tempo (uma por setor) das regressões para o modelo de 3-fatores. Os R^2 ficaram acima de 0,9 para quase todos os setores, exceto para o setor 16, assim como no modelo CAPM. O fator ACC foi significativo para três dos quinze setores. Os interceptos individuais foram significativos para dois dos quinze setores.

O fator Rm foi positivo e significativo em todos os modelos. O fator ACC contribuiu para explicar os retornos das carteiras de *accruals* em 37,5% dos casos e nas carteiras de setor

em 20% dos casos. A diminuição do poder explicativo do fator em relação ao modelo CAPM pode ser atribuída ao acréscimo de fatores (SMB e HML), também importantes para explicar os retornos das carteiras.

Os resultados dos testes conjuntos GRS, para o modelo 3-fatores original e o modelo de 3-fatores incluindo o fator ACC, mostrados nas colunas três e quatro da tabela A.13, indicam que, para todos os quatro modelos 3-fatores Brasil, é rejeitada a hipótese de que os *alfas* são conjuntamente iguais a zero, indicando que ainda há retornos anormais nas séries de tempo. Os valores da estatística GRS ainda foram bastante altos, mas comparativamente menores em relação aos modelos do CAPM. Da mesma forma que para o modelo CAPM, a inclusão do fator *accruals*, em ambas as formações de portfólios, diminuiu o valor da estatística GRS para os interceptos.

Nas tabelas A.9 e A.10 apresentam-se as oito séries de tempo (uma para cada carteira de *accruals*) das regressões para o modelo de 4-fatores. Em todas as carteiras, os R^2 foram altos, de 0,87 a 0,96, semelhantes aos encontrados para os modelos CAPM e 3-fatores. No primeiro modelo, o fator SMB foi significativo em seis das oito carteiras; o fator WML, em cinco das oito carteiras; e o fator HML não foi significativo. O fator ACC foi significativo em duas das oito carteiras. Os interceptos individuais de tempo foram significativamente diferentes de zero em seis das oito carteiras no primeiro modelo e em cinco das oito no segundo.

Nas tabelas A.11 e A.12 dispõem-se as quinze séries de tempo das regressões para o modelo de 4-fatores. Os R^2 ficaram acima de 0,9 para quase todos os setores, à exceção do setor 16, da mesma forma que para o CAPM e modelo de 3-fatores. O fator ACC foi significativo para cinco dos quinze setores. O fator WML foi significativo em três dos quinze setores nos dois modelos. Os interceptos individuais foram significativos para dois dos quinze setores em ambos os modelos.

O fator R_m foi positivo e significativo em todos os modelos. O fator ACC contribuiu para explicar os retornos das carteiras de *accruals* em 25% dos casos e nas carteiras de setor em 33% dos casos. Por fim, os resultados GRS, nas duas últimas colunas da tabela A.13, indicaram valores de estatística abaixo dos modelos anteriores, especialmente quando observados os setoriais, mas ainda longe da região de não-rejeição. Da mesma forma que para os modelos anteriores, a inclusão do fator *accruals*, em ambas as formações de portfólios, diminuiu o valor da estatística GRS para os interceptos. Todos os modelos testados para o Brasil, portanto, indicam que os interceptos de tempo (*alfas*) não são conjuntamente iguais a zero, indicando que ainda há informação sobre os retornos a ser explicada.

Na tabela 4.1 tem-se o resumo dos resultados de todas as séries temporais realizadas para o Brasil. Em todos os casos os R^2 foram bastante altos, com algumas exceções, ficando usualmente acima de 0,8. O fator Rm foi positivo e significativo em todos os modelos de todas as carteiras, significando que os retornos da carteira de mercado foram importantes para explicar os retornos em cada uma das carteiras.

O fator SMB foi negativo e mais significativo nos modelos de carteiras de *accruals* e de resultado misto nas carteiras de setor; o fator HML foi negativo e também mais representativo nas carteiras de setor; e, por fim, o fator WML foi positivo e mais representativo nas carteiras de *accruals* do que nas de setor (resultados mistos). De modo geral, os três fatores contribuíram para explicar o comportamento dos retornos das carteiras.

O fator de estudo (ACC) contribuiu para explicar os retornos das carteiras, tendo sua importância decrescendo com a inclusão de outros fatores no modelo. A exceção a esse caso foi o modelo setorial de 4-fatores, no qual o fator ACC apresentou a melhor performance.

Os resultados dos testes conjuntos GRS, mostrados na tabela A.13, indicam que, para todos os modelos do Brasil, são rejeitadas as hipóteses nulas de que os *alfas* são conjuntamente iguais a zero (pressuposto de validade empírica de Sharpe (1964), de que $\alpha = 0$). Estes resultados podem ser tomados como evidência de anomalias nas séries de tempo, ou seja, apesar de os modelos terem bom poder explicativo (visto pelos R^2), ainda há informações sobre os retornos não explicadas pelos fatores do estudo, o que pode ser explicado, por exemplo, por particularidades das empresas do mercado brasileiro.

Tabela 4.1
Resumo dos resultados das Séries Temporais - Brasil

CAPM				
	ACC		Setor	
	S. Acc	C. Acc	S. Acc	C. Acc
R^2	0,87 a 0,96	0,87 a 0,96	0,48 a 0,99	0,49 a 0,99
α	6 / 8	3 / 8	1 / 15	2 / 15
Rm	Pos. 8 / 8	Pos. 8 / 8	Pos. 15 / 15	Pos. 15 / 15
SMB	-	-	-	-
HML	-	-	-	-
WML	-	-	-	-
ACC	-	Pos. 7 / 8	-	Pos. 4 / 15
3-fatores				
	ACC		Setor	
	S. Acc	C. Acc	S. Acc	C. Acc
R^2	0,87 a 0,96	0,87 a 0,96	0,49 a 0,99	0,5 a 0,99
α	6 / 8	3 / 8	2 / 15	2 / 15
Rm	Pos. 8 / 8	Pos. 8 / 8	Pos. 15 / 15	Pos. 15 / 15
SMB	Neg. 7 / 8	Neg. 6 / 8	Mis. 5 / 15	Mis. 5 / 15
HML	Neg. 5 / 8	ns	Neg. 4 / 15	Neg. 4 / 15
WML	-	-	-	-
ACC	-	Pos. 3 / 8	-	Mis. 3 / 15
4-fatores				
	ACC		Setor	
	S. Acc	C. Acc	S. Acc	C. Acc
R^2	0,87 a 0,95	0,87 a 0,96	0,49 a 0,99	0,50 a 0,99
α	6 / 8	6 / 8	2 / 15	2 / 15
Rm	Pos. 8 / 8	Pos. 8 / 8	Pos. 15 / 15	Pos. 15 / 15
SMB	Neg. 6 / 8	Neg. 6 / 8	Mis. 4 / 15	Mis. 4 / 15
HML	ns	ns	Neg. 3 / 15	Neg. 2 / 15
WML	Pos. 5 / 8	Pos. 5 / 8	Mis. 3 / 15	Mis. 3 / 15
ACC	-	Pos. 2 / 8	-	Mis. 5 / 15

Nota: A tabela apresenta os resultados sumarizados das séries temporais para o modelo CAPM, modelo de 3-fatores e modelo de 4-fatores. São apresentados os valores dos R^2 para cada modelo; os sinais dos fatores: Pos (Positivo), Neg (Negativo) e Mis (Mistos); e a quantidade de vezes que os fatores foram significativos (a 10%, 5% ou 1%) em relação ao total de carteiras. Rm corresponde ao retorno para o portfólio de mercado; SMB , ao índice Small minus Big; HML , ao índice High minus Low; WML , ao índice Winners minus Losers; e ACC , ao fator accruals.

4.1.2 Peru

As séries temporais do Peru foram construídas para o período de 01/09/2003 a 01/07/2017, devido a limitação de disponibilidade da taxa de juros livre de risco do país. As séries foram dispostas em carteiras de *accruals* (seis) e por setores (dez).

Na tabela A.14 apresentam-se as seis séries de tempo das regressões para o CAPM, mostradas nas seis primeiras colunas, e para o CAPM incluindo o fator ACC, nas seis colunas seguintes. As carteiras do Peru apresentaram R^2 consideráveis, apesar de bem menores quando comparados com os do Brasil, em torno de 0,37 a 0,61, aumentando com a inclusão do fator de estudo no caso das carteiras de *accruals*. O fator ACC foi significativo em quase todas as carteiras, com exceção da *Cart.3*. Os interceptos individuais de tempo foram significativamente diferentes de zero em todas as carteiras do modelo.

Nas tabelas A.15 e A.16 dispõem-se as dez séries de tempo dos setores Peruanos. Os R^2 ficaram entre 0,39 e 0,88, sendo, em geral, mais altos do que os das carteiras de *accruals*. O fator ACC foi significativo para quatro dos dez setores. Os interceptos individuais foram significativamente diferentes de zero em oito das dez carteiras de cada um dos modelos.

O fator de mercado (R_m) foi positivo e significativo em todos os modelos, ou seja, os retornos da carteira de mercado do Peru ajudaram a explicar os retornos em cada uma das carteiras (de *accruals* e de setor). O fator ACC contribuiu para explicar os retornos das carteiras de *accruals* em 83,3% dos casos e nas carteiras de setor em 40% dos casos.

Da mesma forma que para o Brasil, os resultados dos testes conjuntos GRS, mostrados na tabela A.23, indicam que, para todos os quatro modelos CAPM Peru, é rejeitada a hipótese nula de que os *alfas* são conjuntamente iguais a zero, com valores de estatística bem afastados da região crítica.

Na tabela A.17 apresentam-se as séries de tempo das regressões para o modelo 3-fatores com a inclusão do fator ACC. Os R^2 aumentaram ligeiramente em relação ao modelo CAPM, para cerca de 0,40 a 0,66, aumentando também com a inclusão do fator de estudo. O fator SMB foi significativo em mais carteiras (quatro) após a inclusão do fator *accruals*. O fator HML foi significativo em metade das carteiras no primeiro modelo, perdendo significância no segundo. O fator *accruals* foi significativo em cinco das seis carteiras. Os interceptos foram significativamente diferentes de zero todas as carteiras nos dois modelos.

Nas tabelas A.18 e A.19 dispõem-se as dez séries de tempo dos setores. Os R^2 ficaram

entre 0,39 e 0,89, sendo também mais altos do que os das carteiras de *accruals*. O fator ACC foi significativo para quatro dos dez setores e os interceptos individuais foram significativos para oito dos dez setores em ambos os casos, assim como no modelo CAPM.

O fator de mercado (R_m) foi positivo em todos os modelos. O fator ACC contribuiu para explicar os retornos das carteiras de *accruals* em 83,3% dos casos e nas carteiras de setor em 30% dos casos. Os resultados dos testes conjuntos GRS, mostrados na tabela A.23, indicam que, para todos os quatro modelos de 3-fatores, os *alfas* são conjuntamente diferentes de zero, com valores da estatística também bastante altos, e comparativamente menores em relação aos modelos do CAPM, para as carteiras de setor.

Na tabela A.20 apresentam-se as séries de tempo para o modelo de 4-fatores. Os R^2 continuaram entre 0,4 a 0,66, semelhantes ao modelo de 3-fatores, também subindo ligeiramente com a inclusão do fator de estudo. O fator SMB foi significativo em duas das quatro carteiras no primeiro modelo e em quatro das seis no segundo. Os fatores HML e WML não foram estatisticamente diferentes de zero. O fator ACC, por sua vez, foi positivo e significativo em cinco das seis carteiras. Os interceptos individuais de tempo foram significativamente diferentes de zero em todas as carteiras de ambos os modelos.

Nas tabelas A.21 e A.22 dispõem-se as dez séries de tempo dos setores. Os R^2 ficaram entre 0,49 e 0,89, sendo em geral mais altos do que os das carteiras de *accruals*. O fator ACC foi significativo para quatro dos dez setores e os interceptos individuais foram significativos para sete dos dez setores em ambos os casos. O fator WML foi significativo em dois setores em cada modelo.

O fator R_m foi positivo e significativo em todos os modelos. O fator ACC contribuiu para explicar os retornos das carteiras de *accruals* em 83,3% dos casos e nas carteiras de setor em 40% dos casos. Os resultados dos testes conjuntos GRS, mostrados na tabela A.23, indicam que, para todos os quatro modelos de 4-fatores, os *alfas* são conjuntamente diferentes de zero, com valores da estatística mantendo-se altos.

Na tabela 4.2 tem-se o resumo dos resultados de todas as séries temporais realizadas para o Peru. Em todos os casos, os R^2 foram bastante altos, com algumas exceções, ficando usualmente acima de 0,6. O fator R_m foi positivo e significativo em todos os modelos de todas as carteiras, significando que os retornos da carteira de mercado foram importantes para explicar os retornos dos ativos em cada uma das carteiras.

O fator SMB foi negativo nos modelos de carteiras de *accruals* e de resultado misto nas carteiras de setor, com mais setores significantes; o fator HML obteve sinais mistos e foi

Tabela 4.2
Resumo dos resultados das Séries Temporais - Peru

CAPM				
	ACC		Setor	
	S. Acc	C. Acc	S. Acc	C. Acc
R^2	0,37 a 0,59	0,40 a 0,61	0,39 a 0,89	0,39 a 0,89
α	6 / 6	6 / 6	8 / 10	8 / 10
Rm	Pos. 6 / 6	Pos. 6 / 6	Pos. 10 / 10	Pos. 10 / 10
SMB	-	-	-	-
HML	-	-	-	-
WML	-	-	-	-
ACC	-	Neg. 5 / 6	-	Mis. 4 / 10
3-fatores				
	ACC		Setor	
	S. Acc	C. Acc	S. Acc	C. Acc
R^2	0,40 a 0,63	0,43 a 0,66	0,39 a 0,89	0,49 a 0,89
α	6 / 6	6 / 6	8 / 10	8 / 10
Rm	Pos. 6 / 6	Pos. 6 / 6	Pos. 10 / 10	Pos. 10 / 10
SMB	Neg. 2 / 6	Neg. 4 / 6	Mis. 6 / 10	Mis. 6 / 10
HML	Neg. 3 / 6	ns	Mis. 3 / 10	Mis. 3 / 10
WML	-	-	-	-
ACC	-	Neg. 5 / 6	-	Mis. 4 / 10
4-fatores				
	ACC		Setor	
	S. Acc	C. Acc	S. Acc	C. Acc
R^2	0,40 a 0,64	0,43 a 0,66	0,49 a 0,89	0,40 a 0,89
α	6 / 6	5 / 6	7 / 10	7 / 10
Rm	Pos. 6 / 6	Pos. 6 / 6	Pos. 10 / 10	Pos. 10 / 10
SMB	Neg. 2 / 6	Neg. 4 / 6	Neg. 5 / 10	Mis. 7 / 10
HML	ns	ns	Mis. 4 / 10	Mis. 4 / 10
WML	ns	ns	Mis. 2 / 10	Mis. 2 / 10
ACC	-	Neg. 5 / 6	-	Mis. 4 / 10

Nota: A tabela apresenta os resultados sumarizados das séries temporais para o modelo CAPM, modelo de 3-fatores e modelo de 4-fatores. São apresentados os valores dos R^2 para cada modelo; os sinais dos fatores: Pos (Positivo), Neg (Negativo) e Mis (Mistos); e a quantidade de vezes que os fatores foram significativos (a 10%, 5% ou 1%) em relação ao total de carteiras. Rm corresponde ao retorno para o portfólio de mercado; SMB , ao índice Small minus Big; HML , ao índice High minus Low; WML , ao índice Winners minus Losers; e ACC , ao fator accruals.

mais representativo nas carteiras de setor; e, por fim, o fator WML apresentou sinais mistos, sendo significativo apenas nas carteiras de setor. De modo geral, os três fatores contribuíram para explicar o comportamento dos retornos das carteiras.

O fator de estudo (ACC) contribuiu para explicar os retornos das carteiras, mantendo sua importância mesmo com a inclusão de outros fatores no modelo. Os resultados dos testes conjuntos GRS, mostrados na tabela A.23, indicam que, para todos os modelos do Peru, é rejeitada a hipótese nula de que os *alfas* são conjuntamente iguais a zero, indicando as mesmas implicações encontradas para o Brasil.

4.1.3 México

As séries temporais do México foram do período de 01/10/2004 a 01/07/2017, meses nos quais a disponibilidade de dados foi contínua e com menos dados faltantes, portanto mais adequada para a análise. Dentre todos os países da amostra, as empresas do México foram as que apresentaram menos dados de preços (e, conseqüentemente, de retornos), e por esse motivo as séries foram suficientemente longas apenas para seis carteiras de *accruals* e seis setores.

Na tabela A.24 apresentam-se as seis séries de tempo das regressões para o CAPM e para o CAPM incluindo o fator ACC. As carteiras do México apresentaram R^2 altos, similares aos do Brasil, variando entre 0,79 a 0,87, mantendo-se os mesmos com a inclusão do fator de estudo. O fator ACC não foi significativo em nenhuma carteira na ordenação por *accruals*. Os interceptos individuais de tempo foram significativamente diferentes de zero nas quatro mesmas carteiras nos dois modelos.

Na tabela A.25 constam os resultados das carteiras de setor, dispostas em dois modelos. Os R^2 subiram para cerca de 0,9 a 0,98, e o fator ACC foi significativo para dois dos seis setores. Os interceptos individuais de tempo foram significativamente diferentes de zero em todas as carteiras do modelo, fornecendo indícios de que a inclusão do fator *accruals* contribuiu para explicar os retornos das carteiras.

O fator de mercado (R_m) foi positivo e significativo em todos os modelos, ou seja, os retornos da carteira de mercado do México ajudaram a explicar os retornos em cada uma das carteiras (de *accruals* e de setor). O fator ACC contribuiu para explicar os retornos apenas das carteiras de setor, em 33,3% dos casos.

Da mesma forma que para os países anteriores, os resultados dos testes conjuntos GRS, mostrados na tabela A.30, indicam que, para todos os quatro modelos CAPM México, é rejeitada a hipótese nula de que os *alfas* são conjuntamente iguais a zero, com valores de estatística bem afastados da região crítica.

Na tabela A.26 apresentam-se as seis séries de tempo das regressões para o modelo 3-fatores e para o modelo 3-fatores e fator ACC. As carteiras do México apresentaram R^2 altos, similares aos dos modelos CAPM, variando entre 0,79 a 0,88. O fator HML foi significativo em duas das seis carteiras do 3-fatores e em três das seis no modelo 3-fatores mais fator ACC, e o fator ACC continuou não significativo em todas as carteiras por *accruals*. Os interceptos individuais de tempo foram significativamente diferentes de zero nas mesmas carteiras do que as dos modelos CAPM.

Na tabela de setores A.27, referente ao modelo de 3-fatores, observaram-se R^2 de 0,9 a 0,98, bastante similares aos do modelo A.25. O fator ACC foi significativo em dois setores. O fator HML foi significativo para um setor em cada modelo, e o SMB, para dois setores em cada modelo.

O fator Rm foi positivo e significativo em todos os modelos. O fator ACC contribuiu para explicar os retornos nas carteiras de setor em 33,3% dos casos. Os resultados dos testes conjuntos GRS, da tabela A.30, indicam que, para todos os quatro modelos 3-fatores México, os interceptos são diferentes de zero, assim como para o modelo CAPM.

Na tabela A.28 apresentam-se os modelos 4-fatores e o 4-fatores e fator ACC. As carteiras do México apresentaram R^2 altos, entre 0,8 a 0,88. O fator HML foi significativo em uma das seis carteiras nos dois modelos, e o fator ACC continuou não significativo em todas as carteiras por *accruals*, em consonância com os modelos anteriores. O fator WML foi significativo em cinco carteiras do modelo 4-fatores e em todas do modelo 4-fatores e fator ACC. Os interceptos individuais de tempo foram significativamente diferentes de zero em quatro carteiras de cada modelo.

Na tabela de setores A.29 observaram-se os R^2 de 0,9 a 0,98. O fator ACC foi significativo para dois setores (em todos os modelos, o *Ind8* e *Ind9*, Minerais não metalúrgicos e Outros). O fator HML foi significativo para um setor em cada modelo, e o SMB, para dois setores em cada modelo. O fator WML foi significativo para quatro dos seis setores nos dois modelos.

O fator Rm foi positivo e significativo em todos os modelos. O fator ACC contribuiu para explicar os retornos nas carteiras de setor em 33,3% dos casos. Os resultados dos testes conjuntos GRS, da tabela A.30, indicam que, para todos os quatro modelos de 4-fatores, os *alfas* são conjuntamente diferentes de zero, com valores da estatística mantendo-se altos.

Na tabela 4.3 tem-se o resumo dos resultados de todas as séries temporais realizadas para o México. Em todos os casos os R^2 foram bastante altos, com algumas exceções, ficando usualmente acima de 0,8. O fator Rm foi positivo e significativo em todos os modelos de todas as carteiras. O fator SMB foi não significativo nas carteiras de *accruals* e foi significativo e negativo nas carteiras de setor; o fator HML foi negativo nas carteiras de *accruals* e positivo nas carteiras de setor; e, por fim, o fator WML obteve sinais mistos nas carteiras de setor e positivos nas carteiras de *accruals*. De modo geral, os três fatores contribuíram para explicar o comportamento dos retornos das carteiras.

O fator de estudo (ACC) contribuiu para explicar os retornos apenas nas carteiras de setor. Os resultados dos testes conjuntos GRS, mostrados na tabela A.30, indicam que, para todos os modelos do México, é rejeitada a hipótese nula de que os *alfas* são conjuntamente iguais a zero, assim como o encontrado para o Brasil e Peru.

Tabela 4.3
Resumo dos resultados das Séries Temporais - México

CAPM				
ACC			Setor	
México	S. Acc	C. Acc	S. Acc	C. Acc
R^2	0,79 a 0,87	0,79 a 0,87	0,90 a 0,98	0,90 a 0,98
α	4 / 6	4 / 6	2 / 6	3 / 6
Rm	Pos. 6 / 6	Pos. 6 / 6	Pos. 6 / 6	Pos. 6 / 6
SMB	-	-	-	-
HML	-	-	-	-
WML	-	-	-	-
ACC	-	ns	-	Mis. 2 / 6
3-fatores				
ACC			Setor	
	S. Acc	C. Acc	S. Acc	C. Acc
R^2	0,79 a 0,88	0,79 a 0,88	0,90 a 0,97	0,90 a 0,98
α	4 / 6	4 / 6	2 / 6	2 / 6
Rm	Pos. 6 / 6	Pos. 6 / 6	Pos. 6 / 6	Pos. 6 / 6
SMB	ns	ns	Neg. 2 / 6	Neg. 2 / 6
HML	Neg. 2 / 6	Neg. 3 / 6	Pos. 1 / 6	Neg. 1 / 6
WML	-	-	-	-
ACC	-	ns	-	Pos. 2 / 6
4-fatores				
ACC			Setor	
	S. Acc	C. Acc	S. Acc	C. Acc
R^2	0,80 a 0,88	0,80 a 0,88	0,90 a 0,98	0,90 a 0,98
α	4 / 6	4 / 6	2 / 6	2 / 6
Rm	Pos. 6 / 6	Pos. 6 / 6	Pos. 6 / 6	Pos. 6 / 6
SMB	ns	ns	Neg. 2 / 6	Neg. 2 / 6
HML	Neg. 1 / 6	Neg. 1 / 6	Pos. 1 / 6	Pos. 1 / 6
WML	Pos. 5 / 6	Pos. 6 / 6	Mis. 4 / 6	Mis. 4 / 6
ACC	-	ns	-	Mis. 2 / 6

Nota: A tabela apresenta os resultados sumarizados das séries temporais para o modelo CAPM, modelo de 3-fatores e modelo de 4-fatores. São apresentados os valores dos R^2 para cada modelo; os sinais dos fatores: Pos (Positivo), Neg (Negativo) e Mis (Mistos); e a quantidade de vezes que os fatores foram significativos (a 10%, 5% ou 1%) em relação ao total de carteiras. Rm corresponde ao retorno para o portfólio de mercado; SMB , ao índice Small minus Big; HML , ao índice High minus Low; WML , ao índice Winners minus Losers; e ACC , ao fator accruals.

4.1.4 Argentina

As séries temporais da Argentina foram obtidas pelo período de 03/02/2003 a 01/07/2017, dispostas em seis carteiras de *accruals* ou em quatorze carteiras por setores. Na tabela A.31 apresentam-se as seis séries de tempo das regressões para o CAPM e para o CAPM e fator ACC. Os R^2 das carteiras da Argentina ficaram acima de 0,95, mantendo-se os mesmos com a inclusão do fator ACC, não significativo em nenhuma carteira. Os interceptos foram significativamente diferentes de zero apenas na *Cart.5* em ambos os modelos.

Nas tabelas A.32 e A.33 estão as carteiras de setor. Os R^2 foram mais baixos do que os obtidos nas carteiras de *accruals*, variando entre 0,56 e 0,66 no primeiro modelo, e entre 0,58 e 0,66 no segundo. O fator ACC foi significativo em sete dos quatorze setores e os interceptos individuais de tempo foram significativamente diferentes de zero em todas as carteiras do modelo.

O fator R_m foi positivo e significativo em todos os modelos e em todas as carteiras. O fator ACC contribuiu para explicar os retornos das carteiras de setor em 42,8% dos casos e não ajudou a explicar as carteiras de *accruals*. Os resultados dos testes conjuntos GRS, mostrados na tabela A.40, indicaram que, para todos os quatro modelos CAPM Argentina, os interceptos foram diferentes de zero.

Na tabela A.34 apresentam-se as seis séries de tempo das regressões para o modelo 3-fatores e para o modelo 3-fatores e fator ACC. Os R^2 foram altos, similares aos dos modelos CAPM, acima de 0,95. O fator HML não foi significativo, o fator SMB foi significativo nas carteiras mais pesadas em *accruals* e o fator ACC foi significativo em uma das carteiras. Esse resultado indica, novamente, informação em comum entre os fatores HML, SMB e ACC. Os interceptos individuais de tempo foram significativamente diferentes de zero apenas na *Cart.5*.

Nas tabelas A.35 e A.36 dispõem-se as carteiras de setor. Os R^2 também foram mais baixos do que o obtido nas carteiras de *accruals*, variando entre 0,57 e 0,68. O fator HML foi significativo em treze dos quatorze setores nos dois modelos; o fator SMB, em quatro setores no modelo com o fator ACC; e o fator ACC foi significativo e negativo em todos os setores. Os interceptos individuais de tempo foram significativamente diferentes de zero em todos os setores.

O fator R_m foi positivo e significativo em todos os modelos. O fator ACC contribuiu para explicar os retornos das carteiras de setor em 100% dos casos e as carteiras de *accruals*

em 16,6% dos casos. Os resultados dos testes conjuntos GRS, mostrados na tabela A.40, indicam que, para todos os quatro modelos de 3-fatores da Argentina, os interceptos foram diferentes de zero.

Na tabela A.37 apresentam-se as seis séries de tempo das regressões para o modelo 4-fatores e para o modelo 4-fatores e fator ACC. Os R^2 continuaram acima de 0,95, praticamente sem alteração com a inclusão do fator ACC. O fator HML não foi significativo (como no modelo 3-fatores), o fator SMB continuou significativo nas carteiras mais pesadas em *accruals* e o fator ACC foi significativo na *Cart.6*. Os interceptos individuais de tempo foram significativamente diferentes de zero apenas na *Cart.5*, como nos modelos anteriores.

Nas tabelas A.38 e A.39 estão as carteiras de setor. Os R^2 também foram mais baixos do que o obtido nas carteiras de *accruals*, variando entre 0,57 e 0,68. O fator HML foi significativo em treze dos quatorze setores nos dois modelos; o fator SMB, apenas em três setores no modelo com o fator ACC; e o fator ACC foi significativo e positivo em treze dos quatorze setores. Os interceptos individuais de tempo foram significativamente diferentes de zero em todos os setores.

O fator Rm foi positivo e significativo em todos os modelos e o fator WML não foi significativo em nenhum modelo da Argentina. O fator ACC contribuiu para explicar os retornos nas carteiras de setor em 92,8% dos casos e nas carteiras de *accruals* em 16,6% dos casos. Os resultados dos testes conjuntos GRS, mostrados na tabela A.40, indicam que, para todos os quatro modelos de 4-fatores da Argentina, os interceptos foram diferentes de zero.

Na tabela 4.4 tem-se o resumo dos resultados de todas as séries temporais realizadas para a Argentina. Em todos os casos os R^2 foram altos, com algumas exceções, ficando usualmente acima de 0,7. O fator Rm foi positivo e significativo em todos os modelos de todas as carteiras. O fator SMB foi, em geral, negativo e não significativo em carteiras de setor sem o fator *accruals*; o fator HML foi positivo nas carteiras de setor; e o fator WML não foi significativo em nenhuma das carteiras. O fator de estudo ACC contribuiu para explicar os retornos apenas em dois dos modelos, sendo mais representativo nas carteiras de setor. Os resultados dos testes conjuntos GRS, mostrados na tabela A.40, indicam que, para todos os modelos da Argentina, é rejeitada a hipótese nula de que os *alfas* são conjuntamente iguais a zero, assim como os do Brasil, Peru e México.

Tabela 4.4
Resumo dos resultados das Séries Temporais - Argentina

CAPM				
Argentina	ACC		Setor	
	S. Acc	C. Acc	S. Acc	C. Acc
R^2	0,95 a 0,97	0,95 a 0,97	0,56 a 0,66	0,58 a 0,66
α	1 / 6	1 / 6	14 / 14	14 / 14
Rm	Pos. 6 / 6	Pos. 6 / 6	Pos. 14 / 14	Pos. 14 / 14
SMB	-	-	-	-
HML	-	-	-	-
WML	-	-	-	-
ACC	-	ns	-	Neg. 7 / 14
3-fatores				
	ACC		Setor	
	S. Acc	C. Acc	S. Acc	C. Acc
R^2	0,95 a 0,97	0,95 a 0,97	0,57 a 0,67	0,58 a 0,68
α	1 / 6	1 / 6	14 / 14	14 / 14
Rm	Pos. 6 / 6	Pos. 6 / 6	Pos. 14 / 14	Pos. 14 / 14
SMB	Neg. 3 / 6	Neg. 3 / 6	ns	Neg. 4 / 14
HML	ns	ns	Pos. 13 / 14	Pos. 13 / 14
WML	-	-	-	-
ACC	-	Neg. 1 / 6	-	Neg. 14 / 14
4-fatores				
	ACC		Setor	
	S. Acc	C. Acc	S. Acc	C. Acc
R^2	0,95 a 0,97	0,95 a 0,97	0,57 a 0,67	0,59 a 0,68
α	1 / 6	1 / 6	14 / 14	14 / 14
Rm	Pos. 6 / 6	Pos. 6 / 6	Pos. 14 / 14	Pos. 14 / 14
SMB	Neg. 3 / 6	Neg. 3 / 6	ns	Neg. 3 / 14
HML	ns	ns	Pos. 13 / 14	Pos. 13 / 14
WML	ns	ns	ns	ns
ACC	-	Neg. 1 / 6	-	Neg. 13 / 14

Nota: A tabela apresenta os resultados sumarizados das séries temporais para o modelo CAPM, modelo de 3-fatores e modelo de 4-fatores. São apresentados os valores dos R^2 para cada modelo; os sinais dos fatores: Pos (Positivo), Neg (Negativo) e Mis (Mistos); e a quantidade de vezes que os fatores foram significativos (a 10%, 5% ou 1%) em relação ao total de carteiras. Rm corresponde ao retorno para o portfólio de mercado; SMB , ao índice Small minus Big; HML , ao índice High minus Low; WML , ao índice Winners minus Losers; e ACC , ao fator accruals.

4.1.5 Chile

As séries temporais do Chile foram obtidas pelo período de 01/08/2002 a 01/07/2017, dispostas em carteiras de *accruals* (seis) ou em carteiras por setores (quatorze). Na tabela A.41, os R^2 ficaram entre 0,61 e 0,88, mantendo-se praticamente inalterados com a inclusão do fator ACC, não significativo em nenhuma carteira. Os interceptos foram significativamente diferentes de zero para todas as carteiras.

Nas tabelas A.32 e A.33 estão as carteiras de setor. Os R^2 variaram entre 0,39 e 0,97 nos dois modelos. O fator ACC foi significativo em três dos quatorze setores e os interceptos foram significativos para sete dos quatorze setores.

O fator Rm foi positivo e significativo em todos os modelos. O fator ACC contribuiu para explicar os retornos das carteiras de setor em 21,4% dos casos. Os resultados dos testes conjuntos GRS, mostrados na tabela A.50, indicam que, para todos os quatro modelos CAPM Chile, os interceptos foram diferentes de zero.

Na tabela A.44, das carteiras de *accruals*, os R^2 ficaram entre 0,61 e 0,89, mantendo-se praticamente inalterados com a inclusão do fator ACC, não significativo em nenhuma carteira, como no modelo anterior. O fator SMB foi significativo e, todas as carteiras, assim como os interceptos.

Nas tabelas A.45 e A.46 dispõem-se as carteiras de setor. Os R^2 variaram entre 0,45 e 0,97 nos dois modelos. O fator HML foi significativo em quatro setores em cada modelo; o fator SMB, em dez setores de cada modelo; e o ACC foi significativo em quatro dos quatorze setores.

O fator Rm foi positivo e significativo em todos os modelos. O fator ACC contribuiu para explicar os retornos das carteiras de setor em 28,6% dos casos. Os resultados dos testes conjuntos GRS, mostrados na tabela A.50, indicaram as mesmas conclusões que para os modelos CAPM Chile.

Na tabela A.47, os R^2 ficaram entre 0,63 e 0,89, mantendo-se praticamente inalterados com a inclusão do fator ACC, não significativo em nenhuma carteira, como nos modelos anteriores. O fator SMB foi significativo em três das carteiras do modelo com o fator ACC e o fator WML foi positivo e significativo em quatro das seis carteiras.

Nas tabelas A.48 e A.49 apresentam-se as carteiras de setor. Os R^2 variaram entre 0,45 e 0,97 nos dois modelos. Os fatores HML e SMB foram significativos em oito setores em

cada modelo; o WML, em seis setores; e o ACC em quatro dos quatorze setores.

O fator Rm foi positivo e significativo em todos os modelos. O fator ACC contribuiu para explicar os retornos das carteiras de setor em 28,6% dos casos. Os resultados dos testes conjuntos GRS, mostrados na tabela A.50, indicam que, para todos os quatro modelos 4-fatores Chile, os interceptos foram diferentes de zero.

Na tabela 4.5 tem-se o resumo dos resultados de todas as séries temporais realizadas para o Chile. Na maior parte das vezes, os R^2 foram altos, ficando usualmente acima de 0,7. O fator Rm foi positivo e significativo em todos os modelos de todas as carteiras. O fator SMB foi positivo nas carteiras de *accruals* e de sinal misto nas carteiras de setor; o fator HML foi misto nas carteiras de setor; e o fator WML obteve resultados significativamente positivos nas carteiras de *accruals* e mistos nas carteiras de setor.

O fator de estudo (ACC) contribuiu para explicar os retornos apenas nos modelos de setor. Os resultados dos testes conjuntos GRS, mostrados na tabela A.50, indicam que, para todos os modelos do Chile, é rejeitada a hipótese nula de que os *alfas* são conjuntamente iguais a zero, assim como nos outros quatro países da amostra.

Tabela 4.5
Resumo dos resultados das Séries Temporais - Chile

CAPM				
	ACC		Setor	
Chile	S. Acc	C. Acc	S. Acc	C. Acc
R^2	0,61 a 0,88	0,61 a 0,88	0,38 a 0,97	0,39 a 0,97
α	6 / 6	6 / 6	7 / 14	7 / 14
Rm	Pos. 6 / 6	Pos. 6 / 6	Pos. 14 / 14	Pos. 14 / 14
SMB	-	-	-	-
HML	-	-	-	-
WML	-	-	-	-
ACC	-	ns	-	Mis. 3 / 14
3-fatores				
	ACC		Setor	
	S. Acc	C. Acc	S. Acc	C. Acc
R^2	0,61 a 0,89	0,62 a 0,89	0,45 a 0,97	0,46 a 0,97
α	6 / 6	6 / 6	7 / 14	7 / 14
Rm	Pos. 6 / 6	Pos. 6 / 6	Pos. 14 / 14	Pos. 14 / 14
SMB	Pos. 6 / 6	Pos. 6 / 6	Mis. 7 / 14	Mis. 10 / 14
HML	ns	ns	Mis. 4 / 14	Mis. 4 / 14
WML	-	-	-	-
ACC	-	ns	-	Mis. 4 / 14
4-fatores				
	ACC		Setor	
	S. Acc	C. Acc	S. Acc	C. Acc
R^2	0,63 a 0,89	0,63 a 0,89	0,47 a 0,97	0,47 a 0,97
α	6 / 6	6 / 6	9 / 14	6 / 14
Rm	Pos. 6 / 6	Pos. 6 / 6	Pos. 14 / 14	Pos. 14 / 14
SMB	Pos. 3 / 6	Pos. 3 / 6	Mis. 8 / 14	Mis. 8 / 14
HML	ns	ns	Mis. 8 / 14	Mis. 8 / 14
WML	Pos. 4 / 6	Pos. 4 / 6	Mis. 6 / 14	Mis. 6 / 14
ACC	-	ns	-	Mis. 4 / 14

Nota: A tabela apresenta os resultados sumarizados das séries temporais para o modelo CAPM, modelo de 3-fatores e modelo de 4-fatores. São apresentados os valores dos R^2 para cada modelo; os sinais dos fatores: Pos (Positivo), Neg (Negativo) e Mis (Mistos); e a quantidade de vezes que os fatores foram significativos (a 10%, 5% ou 1%) em relação ao total de carteiras. Rm corresponde ao retorno para o portfólio de mercado; SMB , ao índice Small minus Big; HML , ao índice High minus Low; WML , ao índice Winners minus Losers; e ACC , ao fator accruals.

4.2 Análise de Fama-MacBeth

Ainda a fim de testar a Hipótese 1, expressa no Capítulo 1, foram realizados os procedimentos de Fama-MacBeth, descritos na seção 3.3.1, bem como apresentadas as estatísticas de teste e análise. Os testes são concernentes às implicações do CAPM Sharpe (1964), de que $\gamma_0 = 0$ (intercepto zero) e $\gamma_1 > 0$ (prêmio de risco positivo), e respondem se os fatores de risco explicam as diferenças de retorno entre os ativos (carteiras), diferentemente da análise na série de tempo, que analisa se os fatores explicam os retornos dos ativos nas diferenças entre eles.

De forma geral, os modelos não cumprem as implicações da análise de cortes temporais, os γ_0 são usualmente diferentes de zero e praticamente nenhum dos fatores tem prêmio de risco positivo, confirmando os resultados das séries temporais, isto é, de que há retornos anormais tanto nas séries de tempo quanto nos cortes temporais. Da mesma forma, há certa uniformidade nos resultados para todos os países, tanto das séries de tempo quanto nos corte temporais. Os fatores adicionados contribuem para os modelos, como pode ser visto pela análise de séries temporais, no entanto, informações sobre as diferenças de retorno entre as empresas (carteiras ou setores) ainda sobram no intercepto, reforçando a importância de estudar detalhadamente as diferenças entre países, o que foi efetuado no tópico 4.4. A seguir serão apresentados alguns comentários detalhados por país sobre a Análise de Fama-MacBeth.

4.2.1 Brasil

Nas tabelas B.1, B.2, B.3, B.4, B.5 e B.6 apresentam-se as estatísticas da segunda etapa da análise de Fama-MacBeth para todos os modelos realizados para o Brasil.

Os interceptos γ_0 mostraram-se diferentes de zero, dados os valores de suas respectivas estatísticas t , mantendo-se os resultados com as correções de Shanken (1992), com exceção do modelo de fatores das carteiras de *accruals*. O resultado da tabela B.3 mostra que γ_0 é diferente de zero no modelo de 4-fatores, porém, quando o fator ACC é acrescentado ao modelo, como pode ser observado na parte de cima da tabela, o alfa se torna igual a zero, ou seja, não sobrou informação a ser explicada: o fator ACC explicou o restante das diferenças.

Com exceção do caso mencionado acima, os fatores de risco do modelo deixam informações dos retornos a serem explicadas. Todos os modelos com a inclusão do fator *accruals*

obtiveram menores *Mean absolute Error* (MAE), o que pode ser explicado pelo maior número de fatores.

De forma geral, excluindo a exceção citada anteriormente, apenas o modelo de 4-fatores nas carteiras de *accruals* cumpre a primeira implicação da análise de cortes temporais, ou seja, $\gamma_0 = 0$. A segunda implicação, de prêmios de risco positivos, no entanto, não foi completamente atendida por nenhum dos modelos. O único modelo no qual todos os fatores foram ao menos marginalmente significativos, antes das correções, foi o 4-fatores nas carteiras de *accruals* (B.3). Dessa forma, apesar de a inclusão de fatores ter contribuído para a melhora dos modelos, nenhum deles pode ser considerado completamente adequado para descrever o comportamento dos retornos brasileiros: há anomalias não explicadas pelos fatores, que restam nos interceptos. Possivelmente, outras dinâmicas podem influenciar nos retornos das empresas brasileiras, reforçando a importância de estudá-los no ambiente entre países. O resumo das estatísticas de Fama-MacBeth pode ser visto na tabela 4.6.

Tabela 4.6
Resumo dos resultados de Fama MacBeth - Brasil

CAPM				
	Carteiras de <i>accruals</i>		Carteiras de Setor	
	<i>S.Acc</i>	<i>C.Acc</i>	<i>S.Acc</i>	<i>C.Acc</i>
γ_0	-1,105***	-1,116***	-1,123***	-1,121***
<i>Rm</i>	0,076	0,0875	0,091	0,088
<i>SMB</i>	—	—	—	—
<i>HML</i>	—	—	—	—
<i>WML</i>	—	—	—	—
<i>ACC</i>	—	-0,421	—	-0,176
<i>MAE</i>	0,036	0,032	0,035	0,033
3-fatores				
	Carteiras de <i>accruals</i>		Carteiras de Setor	
	<i>S.Acc</i>	<i>C.Acc</i>	<i>S.Acc</i>	<i>C.Acc</i>
γ_0	-1,189***	-1,213***	-1,094***	-1,099***
<i>Rm</i>	0,163	0,184	0,062	0,067
<i>SMB</i>	-1,621	2,571	0,712	0,761
<i>HML</i>	2,679	5,887	0,629	0,637
<i>WML</i>	—	—	—	—
<i>ACC</i>	—	1,617	—	-0,262
<i>MAE</i>	0,025	0,019	0,031	0,029
4-fatores				
	Carteiras de <i>accruals</i>		Carteiras de Setor	
	<i>S.Acc</i>	<i>C.Acc</i>	<i>S.Acc</i>	<i>C.Acc</i>
γ_0	-1,044***	0,858	-1,084***	-1,097***
<i>Rm</i>	0,018	-0,177	0,052	0,064
<i>SMB</i>	-5,215	-13,339	0,597	0,719
<i>HML</i>	0,147	3,237	0,749	0,778
<i>WML</i>	-4,384	-10,581	0,166	0,212
<i>ACC</i>	—	4,681	—	-0,066
<i>MAE</i>	0,021	0,014	0,030	0,027

Nota: A tabela apresenta os resultados sumarizados do procedimento Fama MacBeth para o modelo CAPM, modelo de 3-fatores e modelo de 4-fatores, em carteiras de accruals e setoriais, com o fator accruals e sem. São apresentados os valores das estimativas para cada modelo. Rm corresponde ao retorno para o portfólio de mercado; SMB, ao índice Small minus Big; HML, ao índice High minus Low; WML, ao índice Winners minus Losers; ACC, ao fator accruals; e MAE, ao mean absolute errors.

*Significâncias: *p<0,1; **p<0,05; ***p<0,01.*

4.2.2 Peru

Nas tabelas B.7, B.8, B.9, B.10, B.11 e B.12 apresentam-se as estatísticas para a segunda etapa da análise de Fama-MacBeth para todos os modelos realizados para o Peru.

Os interceptos γ_0 mostraram-se diferentes de zero na maior parte dos modelos. Apesar de a inclusão de fatores ter contribuído para a melhora dos modelos, nenhum deles pode ser considerado completamente adequado para descrever o comportamento dos retornos peruanos. Dois dos modelos peruanos com o fator ACC, o de 3-fatores e de 4-fatores, cumpriram a primeira implicação de Sharpe (1964), de $\gamma_0 = 0$. O resumo das estatísticas de Fama-MacBeth pode ser visto na tabela 4.7.

Tabela 4.7
Resumo dos resultados de Fama MacBeth - Peru

CAPM				
	Carteiras de <i>accruals</i>		Carteiras de Setor	
Peru	<i>S.Acc</i>	<i>C.Acc</i>	<i>S.Acc</i>	<i>C.Acc</i>
γ_0	-0,250***	-0,281*	-0,348***	-0,351***
<i>Rm</i>	-0,061	-0,003	0,050	0,053
<i>SMB</i>	—	—	—	—
<i>HML</i>	—	—	—	—
<i>WML</i>	—	—	—	—
<i>ACC</i>	—	4,166	—	0,464
<i>MAE</i>	0,033	0,028	0,034	0,032
3-fatores				
	Carteiras de <i>accruals</i>		Carteiras de Setor	
	<i>S.Acc</i>	<i>C.Acc</i>	<i>S.Acc</i>	<i>C.Acc</i>
γ_0	-0,287**	-0,384	-0,339***	-0,342***
<i>Rm</i>	0,002	0,205	0,0419	0,045
<i>SMB</i>	1,511	9,934	0,595	0,468
<i>HML</i>	5,055*	2,392	0,030	0,0467
<i>WML</i>	—	—	—	—
<i>ACC</i>	—	9,318	—	0,208
<i>MAE</i>	0,023	0,014	0,031	0,027
4-fatores				
	Carteiras de <i>accruals</i>		Carteiras de Setor	
	<i>S.Acc</i>	<i>C.Acc</i>	<i>S.Acc</i>	<i>C.Acc</i>
γ_0	-0,302**	-0,394	-0,337***	-0,340***
<i>Rm</i>	0,027	0,221	0,040	0,043
<i>SMB</i>	2,076	10,145	0,674	0,566
<i>HML</i>	3,960	1,445	0,073	0,138
<i>WML</i>	-9,007	-9,706	-0,853	-1,353
<i>ACC</i>	—	9,077	—	0,355
<i>MAE</i>	0,016	0,00	0,028	0,024

Nota: A tabela apresenta os resultados sumarizados do procedimento Fama MacBeth para o modelo CAPM, modelo de 3-fatores e modelo de 4-fatores, em carteiras de accruals e setoriais, com o fator accruals e sem. São apresentados os valores das estimativas para cada modelo. Rm corresponde ao retorno para o portfólio de mercado; SMB, ao índice Small minus Big; HML, ao índice High minus Low; WML, ao índice Winners minus Losers; ACC, ao fator accruals; e MAE, ao mean absolute errors.

*Significâncias: *p<0,1; **p<0,05; ***p<0,01.*

4.2.3 México

Nas tabelas B.13, B.14, B.15, B.16, B.17 e B.18 apresentam-se as estatísticas para a segunda etapa da análise de Fama-MacBeth, para todos os modelos realizados para o México.

Os interceptos γ_0 mostraram-se diferentes de zero, exceto para os modelos de 3-fatores e 4-fatores nas carteiras de *accruals*. Em nenhum dos casos os fatores de risco foram significativos nos cortes temporais, quando consideradas as estatísticas t corrigidas. O resumo das estatísticas de Fama-MacBeth pode ser visto na tabela 4.8.

Tabela 4.8
Resumo dos resultados de Fama MacBeth - México

CAPM				
	Carteiras de <i>accruals</i>		Carteiras de Setor	
	<i>S.Acc</i>	<i>C.Acc</i>	<i>S.Acc</i>	<i>C.Acc</i>
γ_0	-0,424***	-0,478***	-0,509***	-0,510***
<i>Rm</i>	-0,009	0,049	0,065	0,065
<i>SMB</i>	—	—	—	—
<i>HML</i>	—	—	—	—
<i>WML</i>	—	—	—	—
<i>ACC</i>	—	-1,982	—	-0,087
<i>MAE</i>	0,024	0,021	0,020	0,016
3-fatores				
	Carteiras de <i>accruals</i>		Carteiras de Setor	
	<i>S.Acc</i>	<i>C.Acc</i>	<i>S.Acc</i>	<i>C.Acc</i>
γ_0	-0,025	-0,055	-0,476***	-0,467***
<i>Rm</i>	-0,422	-0,390	0,031	0,022
<i>SMB</i>	-14,971	-16,864	0,153	0,276
<i>HML</i>	3,760	3,282	-1,461	-1,509
<i>WML</i>	—	—	—	—
<i>ACC</i>	—	3,720	—	-0,452
<i>MAE</i>	0,015	0,010	0,012	0,007
4-fatores				
	Carteiras de <i>accruals</i>		Carteiras de Setor	
	<i>S.Acc</i>	<i>C.Acc</i>	<i>S.Acc</i>	<i>C.Acc</i>
γ_0	-0,378	-0,246	-0,508***	-0,600***
<i>Rm</i>	-0,086	-0,209	0,063	0,155
<i>SMB</i>	-4,302	-9,753	0,128	-0,667
<i>HML</i>	-0,305	1,143	-0,510	0,735
<i>WML</i>	6,041	2,683	1,163	1,565
<i>ACC</i>	—	1,919	—	-0,377
<i>MAE</i>	0,010	0,000	0,006	0,000

Nota: A tabela apresenta os resultados sumarizados do procedimento Fama MacBeth para o modelo CAPM, modelo de 3-fatores e modelo de 4-fatores, em carteiras de accruals e setoriais, com o fator accruals e sem. São apresentados os valores das estimativas para cada modelo. Rm corresponde ao retorno para o portfólio de mercado; SMB, ao índice Small minus Big; HML, ao índice High minus Low; WML, ao índice Winners minus Losers; ACC, ao fator accruals; e MAE, ao mean absolute errors.

*Significâncias: *p<0,1; **p<0,05; ***p<0,01.*

4.2.4 Argentina

Nas tabelas B.19, B.20, B.21, B.22, B.23 e B.24 apresentam-se as estatísticas para a segunda etapa da análise de Fama-MacBeth para todos os modelos realizados para a Argentina.

Os interceptos γ_0 , mostraram-se diferentes de zero para todos os modelos, com exceção do 3-fatores e 4-fatores nas carteiras de *accruals*. O fator Rm foi significativo nos modelos CAPM e 3-fatores setoriais. O resumo das estatísticas de Fama-MacBeth pode ser visto na tabela 4.9.

Tabela 4.9
Resumo dos resultados de Fama MacBeth - Argentina

CAPM				
	Carteiras de <i>accruals</i>		Carteiras de Setor	
	<i>S.Acc</i>	<i>C.Acc</i>	<i>S.Acc</i>	<i>C.Acc</i>
γ_0	-0,793***	-0,798**	-0,810***	-0,784***
<i>Rm</i>	-0,26	-0,257	-0,310**	-0,321**
<i>SMB</i>	—	—	—	—
<i>HML</i>	—	—	—	—
<i>WML</i>	—	—	—	—
<i>ACC</i>	—	-1,262	—	2,176
<i>MAE</i>	0,032	0,025	0,036	0,034
3-fatores				
	Carteiras de <i>accruals</i>		Carteiras de Setor	
	<i>S.Acc</i>	<i>C.Acc</i>	<i>S.Acc</i>	<i>C.Acc</i>
γ_0	-0,195	5,328	-0,812***	-0,796***
<i>Rm</i>	-0,873	-6,482	-0,281**	-0,297*
<i>SMB</i>	-6,113	-44,374	-0,341	-0,414
<i>HML</i>	5,202	59,594	-2,164	-1,383
<i>WML</i>	—	—	—	—
<i>ACC</i>	—	27,256	—	1,415
<i>MAE</i>	0,022	0,015	0,034	0,031
4-fatores				
	Carteiras de <i>accruals</i>		Carteiras de Setor	
	<i>S.Acc</i>	<i>C.Acc</i>	<i>S.Acc</i>	<i>C.Acc</i>
γ_0	13,374	40,731	-0,896***	-0,883***
<i>Rm</i>	-14,524	-42,260	-0,169	-0,180
<i>SMB</i>	-63,054	-240,654	0,539	0,514
<i>HML</i>	132,882	400,346	-1,006	-0,056
<i>WML</i>	-47,119	-44,768	-1,903	-2,216
<i>ACC</i>	—	148,380	—	1,325
<i>MAE</i>	0,014	0,000	0,033	0,030

Nota: A tabela apresenta os resultados sumarizados do procedimento Fama MacBeth para o modelo CAPM, modelo de 3-fatores e modelo de 4-fatores, em carteiras de accruals e setoriais, com o fator accruals e sem. São apresentados os valores das estimativas para cada modelo. Rm corresponde ao retorno para o portfólio de mercado; SMB, ao índice Small minus Big; HML, ao índice High minus Low; WML, ao índice Winners minus Losers; ACC, ao fator accruals; e MAE, ao mean absolute errors.

*Significâncias: *p<0,1; **p<0,05; ***p<0,01.*

4.2.5 Chile

Nas tabelas B.25, B.26, B.27, B.28, B.29 e B.30 apresentam-se as estatísticas para a segunda etapa da análise de Fama-MacBeth, para todos os modelos realizados para o Chile.

Os interceptos γ_0 mostraram-se diferentes de zero em todos os modelos setoriais. Nenhum dos fatores foi significativo nos cortes temporais, quando consideradas as estatísticas t corrigidas. O modelo de 3-fatores (B.26) setorial foi o modelo com mais fatores de risco significativos, antes das correções na estatística t . O resumo das estatísticas de Fama MacBeth do Chile pode ser visto na tabela 4.10

Tabela 4.10
Resumo dos resultados de Fama MacBeth - Chile

CAPM				
	Carteiras de <i>accruals</i>		Carteiras de Setor	
	<i>S.Acc</i>	<i>C.Acc</i>	<i>S.Acc</i>	<i>C.Acc</i>
γ_0	-0,147	0,053	-0,264***	-0,286***
<i>Rm</i>	-0,186	0,426	-0,040	-0,017
<i>SMB</i>	—	—	—	—
<i>HML</i>	—	—	—	—
<i>WML</i>	—	—	—	—
<i>ACC</i>	—	-7,328	—	-2,069*
<i>MAE</i>	0,025	0,020	0,027	0,025
3-fatores				
	Carteiras de <i>accruals</i>		Carteiras de Setor	
	<i>S.Acc</i>	<i>C.Acc</i>	<i>S.Acc</i>	<i>C.Acc</i>
γ_0	-0,418	-0,173	-0,358***	-0,335***
<i>Rm</i>	0,155	-0,147	0,055	0,032
<i>SMB</i>	-4,758	0,874	1,528**	1,573**
<i>HML</i>	6,357	4,704	1,171	1,037
<i>WML</i>	—	—	—	—
<i>ACC</i>	—	-3,547	—	-1,166
<i>MAE</i>	0,015	0,008	0,023	0,022
4-fatores				
	Carteiras de <i>accruals</i>		Carteiras de Setor	
	<i>S.Acc</i>	<i>C.Acc</i>	<i>S.Acc</i>	<i>C.Acc</i>
γ_0	-0,098	-0,700	-0,366***	-0,342***
<i>Rm</i>	-0,240	0,500	0,062	0,039
<i>SMB</i>	1,775	-8,310	1,235	1,251
<i>HML</i>	4,284	7,940	0,984	0,819
<i>WML</i>	-3,588	-1,926	0,263	0,263
<i>ACC</i>	—	-9,127	—	-1,008
<i>MAE</i>	0,010	0,000	0,022	0,021

Nota: A tabela apresenta os resultados sumarizados do procedimento Fama MacBeth para o modelo CAPM, modelo de 3-fatores e modelo de 4-fatores, em carteiras de accruals e setoriais, com o fator accruals e sem. São apresentados os valores das estimativas para cada modelo. Rm corresponde ao retorno para o portfólio de mercado; SMB, ao índice Small minus Big; HML, ao índice High minus Low; WML, ao índice Winners minus Losers; ACC, ao fator accruals; e MAE, ao mean absolute errors.

*Significâncias: *p<0,1; **p<0,05; ***p<0,01.*

4.3 Estatísticas Descritivas

Na tabela 4.11 apresentam-se as estatísticas descritivas referentes às variáveis dependentes, de interesse e de controle, com dados *winsorizados*. A *winsorização* foi feita a 1% da amostra aplicada em todas as variáveis contínuas da amostra.

Tabela 4.11
Estatística Descritiva

Dados Winsorizados					
	Média	Desvio-padrão	Mediana	Máximo	Mínimo
<i>RetAcapm</i>	20,409	31,495	7,348	151,414	0,012
<i>RetAn3f</i>	20,685	31,208	6,701	164,020	0,008
<i>RetAn4f</i>	20,917	33,159	5,625	177,952	0,007
<i>Conc</i>	0,417	0,254	0,399	0,996	0,002
<i>Tam</i>	6,663	1,580	6,735	10,154	2,741
<i>ROA</i>	0,045	0,081	0,041	0,363	-0,247
<i>Alav</i>	0,517	0,190	0,517	0,958	0,081
<i>MTB</i>	1,202	1,564	0,726	10,038	0,049
<i>EPS</i>	0,146	2,167	0,091	9,450	-14,325
<i>Estab</i>	0,192	0,920	0,380	2,051	-1,725
<i>QuaReg</i>	0,121	0,937	0,041	1,679	-1,840

Nota: RetAcapm: Retorno anormal absoluto do CAPM; RetAn3f: Retorno anormal absoluto do 3-fatores; RetAn4f: Retorno anormal absoluto do 4-fatores; Conc: Concentração; Tam: Tamanho da empresa; ROA: Retorno sobre o ativo; Alav: Alavancagem; MTB: Market-to-book; EPS: Earnings per share; Estab: Estabilidade e QuaReg: Qualidade do ambiente regulatório.

Na tabela 4.12 estão apresentadas as correlações de *pearson* entre as variáveis dependentes e as variáveis independentes a nível de empresa, com dados *winsorizados*, e foram encontradas várias correlações com significância estatística. A variável Retornos Anormais do CAPM (*RetAcamp*) apresentou correlação positiva com as variáveis Concentração (*Conc*) (0,03) e negativa com a variável *Market-to-book* (*MTB*) (-0,05). A variável Retornos Anormais do modelo 3-fatores (*RetA3f*) apresentou correlação negativa com as variáveis Tamanho (*Tam*) (-0,03) e *Market-to-book* (*MTB*) (-0,06). A variável Retornos Anormais do modelo 4-fatores (*RetA4f*), por sua vez, apresentou correlação positiva com a variável Concentração (*Conc*) (0,04) e negativa com as variáveis *Market-to-book* (*MTB*) (-0,06) e Tamanho (*Tam*) (-0,05).

Notaram-se também algumas altas correlações entre as variáveis a nível de empresa, como entre Retornos sobre os ativos (*ROA*) e Alavancagem (*Alav*) (-0,34), *Market-to-book* (*MTB*) (-0,27) e *Earnings per share* (*EPS*) (0,38).

Tabela 4.12
Matriz de Correlações - Retornos Anormais e Variáveis a nível de empresa -
Dados winsorizados

	<i>RetAcamp</i>	<i>RetAn3f</i>	<i>RetAn4f</i>	<i>Conc</i>	<i>Tam</i>	<i>ROA</i>	<i>Alav</i>	<i>BTM</i>
<i>RetAcamp</i>								
<i>RetAn3f</i>	0,85***							
<i>RetAn4f</i>	0,79***	0,92***						
<i>Conc</i>	0,03*	0,03	0,04**					
<i>Tam</i>	0,00	-0,03*	-0,05**	-0,03				
<i>ROA</i>	0,02	0,03	0,03	0,07***	0,02			
<i>Alav</i>	0,00	-0,02	-0,01	-0,0***	0,2***	-0,34***		
<i>MTB</i>	-0,08***	-0,07***	-0,06***	-0,03	-0,06***	-0,27***	-0,05**	
<i>EPS</i>	0,00	0,00	0,00	0,04**	0,05***	0,38***	-0,13***	-0,20***

Nota: RetAcamp: Retorno anormal absoluto do CAPM; RetAn3f: Retorno anormal absoluto do 3-fatores; RetAn4f: Retorno anormal absoluto do 4-fatores; Conc: Concentração; Tam: Tamanho da empresa; ROA: Retorno sobre o ativo; Alav: Alavancagem; MTB: Market-to-Book; EPS: Earnings per share.

Significâncias: *p<0,1; **p<0,05; ***p<0,01.

Na tabela 4.13 estão apresentadas as correlações de *pearson* entre as variáveis dependentes e as variáveis independentes a nível de país. No caso das variáveis de país, pode-se observar que quase a totalidade das correlações é estatisticamente significativa. A variável Retornos Anormais do CAPM (*RetAcamp*) apresentou correlação positiva com a variável Qualidade Regulatória (*QuaReg*) (0,09) e com as dimensões culturais Masculinidade (*Masc*) (0,11), Indulgência (*Indul*) (0,26) e Aversão à Incerteza (*Avincert*) (0,48) e negativa com a variável Estabilidade (*Estab*) (-0,18) e com as dimensões culturais Individualismo (*Indiv*) (-0,26), Distância do poder (*Distpod*) (-0,09) e Orientação a longo prazo (*OriLP*) (-0,57). A variável Retornos Anormais do modelo 3-fatores (*RetA3f*) apresentou correlação positiva com a variável Qualidade Regulatória (*QuaReg*) (0,11) e com as dimensões culturais Masculinidade (*Masc*) (0,08), Indulgência (*Indul*) (0,23) e Aversão à Incerteza (*Avincert*) (0,47) e negativa com a variável Estabilidade (*Estab*) (-0,14) e com as dimensões culturais Individualismo (*Indiv*) (-0,21), Distância do poder (*Distpod*) (-0,10) e Orientação a longo prazo (*OriLP*) (-0,55). A variável Retornos Anormais do modelo 4-fatores (*RetA4f*), por sua vez, apresentou correlação positiva com a variável Qualidade Regulatória (*QuaReg*) (0,08) e com as dimensões culturais Masculinidade (*Masc*) (0,05) e Indulgência (*Indul*) (0,20); e negativa com as variáveis Estabilidade (*Estab*) (-0,09) e com as dimensões culturais Individualismo (*Indiv*) (-0,37), Distância do poder (*Distpod*) (-0,15) e Orientação a longo prazo (*OriLP*) (-0,55). É importante pontuar que as altas correlações entre as variáveis de nível país, que variam de $-0,86$ a $0,62$, podem ser um fator que dificulte o isolamento dos efeitos destas nas regressões.

Tabela 4.13
Matriz de Correlações - Retornos Anormais e Variáveis a nível de País - Dados winsorizados

	<i>RetAcapm</i>	<i>RetAn3f</i>	<i>RetAn4f</i>	<i>Estab</i>	<i>QuaReg</i>	<i>Masc</i>	<i>Indul</i>	<i>Indiv</i>	<i>Distpod</i>	<i>Avincert</i>
<i>RetAcapm</i>										
<i>RetAn3f</i>	0,85***									
<i>RetAn4f</i>	0,79***	0,92***								
<i>Estab</i>	-0,18***	-0,14***	-0,09***							
<i>QuaReg</i>	0,09***	0,11***	0,08***	0,18***						
<i>Masc</i>	0,11***	0,08***	0,06***	-0,71***	-0,59***					
<i>Indul</i>	0,26***	0,23***	0,20***	-0,30***	0,27***	0,51***				
<i>Indiv</i>	-0,20***	-0,21***	-0,17***	0,15***	-0,81***	0,50***	-0,01			
<i>Distpod</i>	-0,09***	-0,10***	-0,15***	-0,56***	0,17***	0,52***	0,62***	-0,12***		
<i>Avincert</i>	0,48***	0,47***	0,46***	0,02	0,50***	-0,37***	0,09***	-0,64***	-0,44***	
<i>OriLP</i>	-0,57***	-0,55***	-0,52***	0,34***	-0,20***	-0,16***	-0,40***	0,37***	0,19***	-0,86***

Nota: RetAcapm: Retorno anormal absoluto do CAPM; RetAn3f: Retorno anormal absoluto do 3-fatores; RetAn4f: Retorno anormal absoluto do 4-fatores; Estab: Estabilidade; QuaReg: Qualidade Regulatória; Masc: Masculinidade; Indul: Indulgência; Indiv: Individualismo; Distpod: Distância do poder; Avincert: Aversão à incerteza.

Significâncias: *p<0,1; **p<0,05; ***p<0,01.

Na tabela 4.14 estão apresentadas as correlações de *pearson* entre as variáveis a nível empresa e a nível país. A análise descritiva presente neste tópico provê percepções iniciais sobre os dados da amostra e as altas correlações encontradas indicam que a relação entre as variáveis dependentes e os fatores de estudo devem ser observadas com cautela.

Tabela 4.14
Matriz de Correlações - Variáveis a nível de Empresa e a nível de País - Dados winsorizados

	<i>Conc</i>	<i>Tam</i>	<i>ROA</i>	<i>Alav</i>	<i>BTM</i>	<i>EPS</i>	<i>Estab</i>	<i>QuaReg</i>	<i>Masc</i>	<i>Indul</i>	<i>Indiv</i>	<i>Distpod</i>	<i>Avincert</i>
<i>Conc</i>													
<i>Tam</i>	-0,03												
<i>ROA</i>	0,07***	0,02											
<i>Alav</i>	-0,04***	0,20***	-0,34***										
<i>MTB</i>	-0,03	-0,06***	-0,27***	-0,05**									
<i>EPS</i>	0,04**	0,05***	0,38***	-0,13***	-0,20***								
<i>Estab</i>	0,04**	-0,15***	-0,08***	0,00	0,06***	0,01							
<i>QuaReg</i>	0,05**	0,03	0,05**	-0,22***	0,00	0,02	0,18***						
<i>Masc</i>	-0,17***	0,20***	0,00	0,12***	-0,08***	-0,02	-0,71***	-0,59***					
<i>Indul</i>	-0,19***	0,24***	0,00	-0,06***	-0,11***	0,00	-0,30***	0,27***	0,51***				
<i>Indiv</i>	-0,32***	0,03	-0,12***	0,23***	0,02	-0,02	0,15***	-0,81***	0,50***	-0,01			
<i>Distpod</i>	-0,20***	0,29***	0,02	0,00	-0,04**	0,00	-0,56***	0,17***	0,52***	0,62***	-0,12***		
<i>Avincert</i>	0,17***	-0,14***	0,09***	-0,21***	-0,06***	0,02	0,02	0,50***	-0,37***	0,09***	-0,64***	-0,44***	
<i>OriLP</i>	-0,08***	0,04*	-0,09***	0,15***	0,11***	-0,01	0,34***	-0,20***	-0,16***	-0,40***	0,37***	0,19***	-0,86***

Nota: Conc: Concentração; Tam: Tamanho da empresa; ROA: Retorno sobre o ativo; Alav: Alavancagem; MTB: Market-to-book; EPS: Earnings per share; Estab: Estabilidade; QuaReg: Qualidade Regulatória; Masc: Masculinidade; Indul: Indulgência; Indiv: Individualismo; Distpod: Distância do poder; Avincert: Aversão à incerteza.

Significâncias: *p<0,1; **p<0,05; ***p<0,01.

4.4 Análise das regressões

As regressões apresentadas a seguir foram estimadas a fim de testar a Hipótese 2, descrita no Capítulo 1, por meio do desenho exposto no tópico 3.4 pela equação (3.14). Foram estimados, para todas as equações descritas a seguir, os modelos *Pool*, Efeitos Fixos e Efeitos Aleatórios, e estão apresentados no presente capítulo aqueles selecionados pelos testes de Chow e de Hausman (1978).

O modelo apresentado na equação a seguir foi estimado por efeitos fixos, tendo como variáveis dependentes o valor absoluto dos Retornos Anormais do CAPM, do modelo 3-fatores e do modelo de 4-fatores.

$$\begin{aligned}
 RetAnormal_{it} = & \beta_{conc} Concentração_{it} + \beta_{roa} ROA_{it} + \beta_{alav} Alavancagem_{it} \\
 & + \beta_{tam} Tamanho_{it} + \beta_{btm} BTM_{it} + \beta_{eps} EPS_{it} + \beta_{Estab} Estabilidade_{it} \\
 & + \beta_{QuaReg} QualidadeRegulatoria_{it} + \beta_{ifrs} IFRS_i + \beta_{ind} Indulgencia_i + \\
 & + \beta_{Conc*QuaReg} Conc * QuaReg_i + \beta_{Conc*Estab} Conc * Estab_i + \epsilon_i. \quad (4.1)
 \end{aligned}$$

Na tabela 4.15 apresentam-se os resultados dos modelos estimados. Em virtude da similaridade entre os países e a alta correlação entre as variáveis de cultura, conforme a tabela 4.13, apenas a dimensão de Indulgência (*Indulgencia*) foi incluída nos modelos. Foram incluídas no modelo as interações entre a variável de Concentração e as variáveis de Qualidade Regulatória (*Conc * QuaReg*) e Estabilidade governamental (*Conc * Estab*), com a intenção de captar conjuntamente a relação entre a estrutura acionária e as características de governança a nível país.

Os resultados das regressões indicam que a relação entre concentração de propriedade e Retornos Anormais foi positiva e significativa para todos os modelos, sinal que pode ser justificado por Gul et al. (2010), como discutido no tópico 3.2.2. A magnitude do coeficiente da variável concentração foi maior para a dependente *RetAnorm4f* e menor para a *RetAnorm3f*.

As variáveis Estabilidade e Qualidade Regulatória foram significativas em todos os modelos, sendo a primeira com uma relação positiva e a segunda, negativa. Conforme a matriz de cargas fatoriais 3.4, as maiores diferenças entre a variável Estabilidade e Qualidade Regulatória, quanto às suas composições, são que a primeira possui como maior peso, o

fator *Political Stability and Absence of Violence/Terrorism* (0,896) e o fator *Voice and Accountability* (0,886), enquanto a segunda possui como maior peso o fator *Regulatory Quality* (0,948). No tópico 3.2.2 estão as descrições de cada um dos fatores. Tendo em vista essa composição, os fatores da variável Estabilidade dizem respeito, segundo Kaufmann et al. (2011), ao processo de eleição e reeleição dos governos, assim como do seu monitoramento; e os da variável Qualidade Regulatória, à capacidade do governo de formular e implementar políticas efetivas, especialmente voltadas ao setor privado. Por essa definição consegue-se entender a possibilidade de diferentes sinais para as variáveis de governança. A estabilidade capturada pela variável Estabilidade pode gerar menos retornos anormais no mercado, o que é condizente, por exemplo, com o ambiente de países mais desenvolvidos, onde foi detectada mais anomalia dos *accruals* (Pincus et al., 2007).

As variáveis interativas entre Concentração, Qualidade Regulatória ($Conc * QuaReg$) e Estabilidade governamental ($Conc * Estab$), também resultaram em sinais opostos. Em um ambiente de maior Concentração combinado com um ambiente de maior Qualidade Regulatória, a qualidade pode agir como uma forma de restringir o efeito da alta concentração de propriedade (característica dos países da amostra), e diminuir os retornos anormais, especialmente porque tal variável capta majoritariamente a qualidade do setor privado. Ao mesmo tempo que, em um ambiente de maior Concentração, uma maior estabilidade pode não ser suficiente para controlar os efeitos da primeira no mercado.

O fator de cultura Indulgência (*Indulgencia*) foi significativo e com relação positiva nos modelos em que foi incluído. A adoção das IFRS obteve relação negativa com retornos anormais dos *accruals*, em todos os modelos, conforme esperado pela literatura.

Quanto às variáveis de controle restantes, a variável Retorno sobre os ativos (*ROA*) foi não significativa; *Alavancagem* foi positiva em todos os modelos; *Tamanho* foi negativa em todos os modelos; e *Market-to-book* (*MTB*) foi negativa e significativa também em todos os modelos.

Tabela 4.15
Retornos Anormais e Cultura

	<i>Variável Dependente:</i>		
	<i>RetAnormcapm</i>	<i>RetAnorm3f</i>	<i>RetAnorm4f</i>
	(1)	(2)	(3)
<i>Concentração</i>	9,716*** (1,867)	9,420*** (1,868)	10,938*** (1,998)
<i>QuaReg</i>	7,719*** (1,065)	7,158*** (1,042)	6,285*** (1,139)
<i>Estab</i>	-5,768*** (1,041)	-5,086*** (1,042)	-3,488*** (1,114)
<i>Indulgência</i>	0,446*** (0,038)	0,402*** (0,038)	0,426*** (0,040)
<i>ROA</i>	3,652 (6,698)	3,344 (6,701)	6,046 (7,168)
<i>EPS</i>	0,010 (0,227)	-0,044 (0,227)	-0,014 (0,243)
<i>Alavancagem</i>	7,680*** (1,214)	5,954** (1,211)	6,215** (1,284)
<i>Tamanho</i>	-1,337*** (0,306)	-1,808*** (0,306)	-2,009*** (0,327)
<i>MTB</i>	-1,101*** (0,317)	-1,014*** (0,317)	-1,061*** (0,339)
<i>IFRS</i>	-20,894*** (2,120)	-17,373*** (2,121)	-17,512*** (2,268)
<i>Conc : QuaReg</i>	-14,372*** (2,000)	-11,312*** (2,001)	-12,112*** (2,141)
<i>Conc : Estab</i>	4,586** (1,923)	4,823** (1,924)	5,455*** (2,058)
R^2	0,134	0,110	0,089
R^2 aj.	0,129	0,105	0,084
Est. F	52,037***	41,616***	32,958***

Nota: A tabela apresenta os coeficientes estimados por efeitos aleatórios. O número de observações nas quatro equações estimadas é 4056. As variáveis dependentes RetAnormcapm, RetAnorm3f e RetAnorm4f correspondem aos valores de Retornos Anormais do CAPM, 3-fatores e 4-fatores, respectivamente, e referem-se aos valores absolutos dos retornos anormais, calculados conforme 3.2.1. A variável Concentração foi obtida por meio de bases de dados; as de Estabilidade (Estab) e Qualidade Regulatória (QuaReg) por meio da análise fatorial dos fatores fornecidos pelo WGI; e a de Cultura Indulgência decorrente do trabalho de Hofstede, Hofstede e Minkov (2010); as variáveis Conc : QuaReg e Conc : Estab correspondem às interações entre as variáveis Concentração, Qualidade Regulatória e Estabilidade. As variáveis de controle foram: ROA, retorno sobre o ativo; EPS, earnings per share; Alavancagem, total do passivo sobre o total dos ativos; Tamanho, o ln do total de ativos de cada empresa; MTB, Market-to-book; IFRS, dummy para o ano de adoção das IFRS de cada país.

Sigificâncias: *p<0,1; **p<0,05; ***p<0,01.

O modelo apresentado na equação (4.2) foi estimado por efeitos aleatórios, tendo como variáveis dependentes o valor absoluto dos Retornos Anormais do CAPM, do modelo 3-fatores e do modelo de 4-fatores, cuja diferença para o modelo (4.1) consiste na inclusão da variável *crise*.

$$\begin{aligned}
 RetAnormalCAPM_{it} = & \alpha_i + \beta_{conc} Concentração_{it} + \beta_{roa} ROA_{it} + \beta_{alav} Alavancagem_{it} \\
 & + \beta_{tam} Tamanho_{it} + \beta_{btm} BTM_{it} + \beta_{eps} EPS_{it} + \beta_{Estab} Estabilidade_{it} \\
 & + \beta_{QuaReg} QualidadeRegulatoria_{it} + \beta_{ifrs} IFRS_i + \beta_{crise} Crise_i + \\
 & + \beta_{Conc*QuaReg} Conc * QuaReg_i + \beta_{Conc*Estab} Conc * Estab_i + \epsilon_i.
 \end{aligned}
 \tag{4.2}$$

Na tabela 4.16 apresentam-se os resultados dos modelos estimados, por efeitos aleatórios, para os retornos anormais incluindo a variável Crise. Também foram incluídas no modelo as interações entre a variável de Concentração e as variáveis de Qualidade Regulatória ($Conc * QuaReg$) e Estabilidade governamental ($Conc * Estab$).

Conforme modelo anterior, os resultados indicam que a relação entre concentração de propriedade e Retornos Anormais foi significativa para todos os modelos, assim como as variáveis Estabilidade e Qualidade Regulatória e as variáveis interativas entre Concentração, Qualidade Regulatória ($Conc * QuaReg$) e Estabilidade governamental ($Conc * Estab$).

A adoção das IFRS está negativamente associada aos retornos anormais dos *accruals*, em todos os modelos. Da mesma forma, a crise de 2008 relacionou-se negativamente aos retornos, inclusive com coeficientes de maior magnitude do que os IFRS. Ambos os resultados estão em conformidade com o esperado pela literatura.

Quanto às variáveis de controle restantes, a variável *Alavancagem* foi positiva e significativa no modelo (1); *Tamanho* foi negativa e significativa em todos os modelos; e *Market-to-book* (*MTB*) foi negativa e significativa em todos os modelos. As diferenças entre os dois modelos estimados foram sutis, provendo evidências da consistência dos resultados. Por fim, o uso de três diferentes tipos de variáveis dependentes, resultantes dos modelos de fatores, permitiu observar a consistência dos modelos, visto que, os resultados mantiveram-se conservando os níveis de significâncias e as direções dos sinais.

Por fim, estão apresentados, na tabela 4.17 os resultados do modelo *Hierarchical Linear Modeling* (HLM). As variáveis *Crise* e *Indulgência* foram utilizadas como as de efeitos

Tabela 4.16
Retornos Anormais e Crise

	<i>Variável Dependente:</i>		
	<i>RetAnormcapm</i>	<i>RetAnorm3f</i>	<i>RetAnorm4f</i>
	(1)	(2)	(3)
<i>Concentração</i>	6,272*** (1,880)	5,803*** (1,864)	7,152*** (1,994)
<i>QuaReg</i>	12,220*** (1,063)	10,811*** (1,054)	10,180*** (1,128)
<i>Estab</i>	-11,317*** (0,991)	-9,982*** (0,983)	-8,621*** (1,052)
<i>ROA</i>	-3,479 (6,947)	-1,961 (6,888)	1,941 (7,369)
<i>EPS</i>	-0,136 (0,237)	-0,148 (0,235)	-0,094 (0,251)
<i>Alavancagem</i>	5,822** (2,822)	3,930 (2,798)	3,906 (2,993)
<i>Tamanho</i>	-0,685** (0,312)	-1,201*** (0,309)	-1,344*** (0,331)
<i>MTB</i>	-1,287*** (0,321)	-1,242*** (0,318)	-1,163*** (0,340)
<i>IFRS</i>	-8,809*** (1,067)	-9,945*** (1,058)	-9,431*** (1,131)
<i>Crise</i>	-11,360*** (1,243)	-14,378*** (1,233)	-17,857*** (1,319)
<i>Conc : QuaReg</i>	-17,504*** (2,077)	-13,955*** (2,060)	-14,956*** (2,203)
<i>Conc : Estab</i>	10,835*** (1,931)	10,513*** (1,914)	11,473*** (2,048)
<i>Constante</i>	30,234*** (2,635)	35,035*** (2,613)	35,700*** (2,795)
R^2	0,100	0,099	0,087
R^2 aj.	0,098	0,096	0,084
Est. F	37,585***	37,058***	31,988***

Nota: A tabela apresenta os coeficientes estimados por efeitos fixos. O número de observações nas quatro equações estimadas é 4056. As variáveis dependentes RetAnormcapm, RetAnorm3f e RetAnorm4f correspondem aos valores de Retornos Anormais do CAPM, 3-fatores e 4-fatores, respectivamente, e referem-se aos valores absolutos dos retornos anormais, calculados conforme 3.2.1. A variável Concentração foi obtida por meio de bases de dados; as de Estabilidade (Estab) e Qualidade Regulatória (QuaReg), por meio da análise fatorial dos fatores fornecidos pelo WGI; as variáveis Conc : QuaReg e Conc : Estab correspondem às interações entre as variáveis Concentração, Qualidade Regulatória e Estabilidade. As variáveis de controle foram: ROA, retorno sobre o ativo; EPS, earnings per share; Alavancagem, total do passivo sobre o total dos ativos; Tamanho, o ln do total de ativos de cada empresa; MTB, Market-to-book; IFRS, dummy para o ano de adoção das IFRS de cada país; Crise, dummy para o ano de 2008.

Significâncias: *p<0,1; **p<0,05; ***p<0,01.

aleatórios. Os resultados indicaram que as variáveis Estabilidade e Qualidade Regulatória foram significativas sendo a primeira com uma relação positiva e a segunda, negativa. As variáveis interativas entre Concentração, Qualidade Regulatória ($Conc * QuaReg$) e Estabilidade governamental ($Conc * Estab$) também resultaram em sinais opostos e iguais aos das variáveis isoladas, diferentemente dos modelos em painel mostrados no tópico 4.4.

Quanto às variáveis de controle restantes, as variáveis Retorno sobre os ativos (ROA), *Earnings per share* (EPS) e *Market-to-book* (MTB) não foram significativas em todos os modelos; *Alavancagem* foi positiva e significativa em todos os modelos e *Tamanho* foi negativa e significativa nos modelos (2) e (3). As variáveis Concentração e *IFRS* não foram significativas no modelo.

4.5 Síntese dos principais resultados

Na análise de séries temporais, os resultados para todos os países da amostra foram bastante similares. Todos os fatores contribuíram na explicação dos retornos, sendo que os modelos rodados para as carteiras de setor explicaram melhor o comportamento dos ativos, e em todos os casos o fator ACC apresentou significância em pelo menos um setor, para todos os países e modelos, com um percentual representativo de explicação das séries. Da mesma forma, os resultados GRS indicaram que há retornos anormais nas séries de tempo em todos os modelos.

Os modelos não cumprem as implicações da análise de cortes temporais, os γ_0 são usualmente diferentes de zero e praticamente nenhum dos fatores tem prêmio de risco positivo, confirmando os resultados das séries temporais, de que há retornos anormais nas séries de tempo e nos cortes temporais. Apesar da contribuição dada pelos fatores adicionados, informações sobre as diferenças de retorno entre as empresas (carteiras ou setores) ainda sobram no intercepto, e por isso foi realizada a análise detalhada das diferenças entre países por meio dos painéis.

Na análise de dados em painéis encontrou-se uma relação positiva entre concentração de propriedade e retornos anormais. As variáveis Estabilidade e Qualidade Regulatória foram significativas em todos os modelos, sendo a primeira com uma relação positiva e a segunda, negativa. Quando combinadas as variáveis anteriores com a variável concentração os resultados indicaram que, em um ambiente de maior Concentração combinado com uma maior Qualidade Regulatória, a qualidade pode agir como uma forma de restringir o efeito da alta concentração de propriedade, característica dos países da amostra, e diminuir os

Tabela 4.17
Retornos Anormais HLM

	<i>Variável Dependente:</i>		
	<i>RetAnormcapm</i>	<i>RetAnorm3f</i>	<i>RetAnorm4f</i>
	(1)	(2)	(3)
<i>Concentração</i>	-0,137 (1,649)	-0,217 (1,661)	0,708 (1,786)
<i>QuaReg</i>	8,574*** (2,299)	15,518*** (2,325)	16,199*** (2,492)
<i>Estab</i>	-7,215** (2,876)	-0,722 (2,913)	-0,816 (3,118)
<i>ROA</i>	-0,631 (5,874)	-0,631 (5,917)	3,603 (6,362)
<i>EPS</i>	0,049 (0,199)	0,034 (0,201)	0,096 (0,216)
<i>Alavancagem</i>	13,757*** (2,387)	11,454*** (2,404)	11,805*** (2,585)
<i>Tamanho</i>	0,039 (0,272)	-0,552** (0,274)	-0,620** (0,295)
<i>MTB</i>	0,309 (0,957)	-1,484 (0,965)	-0,848 (1,038)
<i>IFRS</i>	0,734 (0,904)	-1,078 (0,908)	-0,545 (0,967)
<i>Conc : QuaReg</i>	3,436** (1,690)	3,822** (1,702)	4,377** (1,830)
<i>Conc : Estab</i>	-7,243*** (1,770)	-4,310** (1,782)	-4,848** (1,917)
<i>Constante</i>	21,538* (12,344)	25,341* (14,189)	24,125 (14,767)
<i>LogLikelihood</i>	-18837	-18867	-19260

Nota: A tabela apresenta os coeficientes estimados por Hierarchical Linear Modeling (HLM). O número de observações nas quatro equações estimadas é 4056. As variáveis dependentes *RetAnormcapm*, *RetAnorm3f* e *RetAnorm4f* correspondem aos valores de Retornos Anormais do CAPM, 3-fatores e 4-fatores, respectivamente, e referem-se aos valores absolutos dos retornos anormais, calculados conforme 3.2.1. A variável *Concentração* foi obtida por meio de bases de dados; as de *Estabilidade (Estab)* e *Qualidade Regulatória (QuaReg)*, por meio da análise fatorial dos fatores fornecidos pelo WGI; e a de *Cultura Indulgência decorrente do trabalho de Hofstede*, Hofstede e Minkov (2010); as variáveis *Conc : QuaReg* e *Conc : Estab* correspondem às interações entre as variáveis *Concentração*, *Qualidade Regulatória* e *Estabilidade*. As variáveis de controle foram: *ROA*, retorno sobre o ativo; *EPS*, earnings per share; *Alavancagem*, total do passivo sobre o total dos ativos; *Tamanho*, o ln do total de ativos de cada empresa; *MTB*, Market-to-book; *IFRS*, dummy para o ano de adoção das IFRS de cada país; *Crise*, dummy para o ano de 2008.

Significâncias: *p<0,1; **p<0,05; ***p<0,01.

retornos anormais; ao mesmo tempo que, no mesmo ambiente, uma maior estabilidade pode não ser suficiente para controlar os efeitos da alta concentração no mercado. A adoção das IFRS e a crise de 2008 resultaram em relações negativas com os retornos anormais. Os resultados mantiveram-se com o uso das diferentes variáveis dependentes. Os resultados confirmam que existe anomalia dos *accruals* nos retornos das empresas da América Latina e os fatores específicos de cada país contribuem para explicar as diferenças de retornos entre eles.

5 Conclusão

No contexto de eficiência de mercado, os preços deveriam refletir completamente as informações disponíveis, sem a existência de padrões que possibilitem a arbitragem (Fama, 1970). No entanto, diversos achados da literatura documentaram as chamadas anomalias, resultados empíricos que parecem ser incompatíveis com as teorias existentes que tratam do comportamento dos preços dos ativos (Schwert, 2003). As evidências de anomalias podem indicar tanto alguma forma de ineficiência de mercado quanto a inadequação no modelo de apreçamento de ativos subjacente, advindas da ausência de informação uniforme a todos os agentes ou à capacidade limitada destes de processar as informações disponíveis (LaFond, 2005).

Após serem documentadas e analisadas na literatura, as anomalias frequentemente desaparecem, reverterem-se ou atenuam-se (Schwert, 2003), sendo o argumento para o desaparecimento tanto o da sinalização de oportunidade de investimento lucrativo quanto pela anomalia não ser genuína e apenas poucas evidências sobre ela terem sido encontradas (Bailey, 2005).

A anomalia dos *accruals*, no entanto, se destaca nesse contexto por sua característica desafiadora (Khan, 2008) e por sua persistência (Trammell, 2010). Sloan (1996) foi o primeiro trabalho a identificar, estudando o mercado americano, que uma estratégia baseada em uma posição comprada (vendida) em ações com baixos (altos) *accruals* gera retornos anormais, o que ficou conhecido como anomalia dos *accruals*.

Assim, o propósito dessa pesquisa foi investigar o efeito da anomalia dos *accruals* nos retornos dos países da América Latina e verificar se as diferenças institucionais entre os países explicam seus retornos anormais de *accruals*, buscando responder a seguinte questão: de que forma os aspectos de concentração de propriedade, cultura e Governança a nível país influenciam a anomalia dos *accruals*?

Na primeira parte do estudo, buscou-se analisar as séries temporais dos países da amostra

por meio da organização em carteiras, com o objetivo de procurar por evidências de anomalias relacionadas aos *accruals*. Para comparação e coleta de mais evidências foram testados os modelos CAPM, 3-fatores e 4-fatores. Tais análises foram efetuadas com no mínimo 154 meses (México) e no máximo 180 meses (Brasil e Chile). Dessa forma, por meio das séries temporais e dos cortes de tempo, testou-se a existência da anomalia dos *accruals*, em carteiras ordenados por *accruals* e em carteiras de setor.

Os resultados dos testes individuais das séries temporais e dos testes conjuntos GRS indicaram que, para todos os modelos de todos os países, foi rejeitada a hipótese nula de que os *alfas* são conjuntamente iguais a zero, o que fere o pressuposto de validade empírica de Sharpe (1964) para o CAPM, de que $\alpha = 0$ (intercepto zero), ou seja, há anomalias nas séries de tempo. Todos os fatores, incluindo o fator ACC, foram importantes para explicar os retornos, ao menos em algumas das carteiras para cada país, sendo os modelos setoriais os que melhor explicaram o comportamento dos ativos.

Na análise de Fama-MacBeth, nenhum dos modelos cumpriu as duas implicações do modelo de Sharpe (1964) para o CAPM de interceptos iguais a zero e prêmios de risco positivos. Apesar de a inclusão de fatores ter contribuído para a melhora dos modelos, nenhum deles pôde ser considerado completamente adequado para descrever o comportamento dos retornos latino-americanos devido a existência de anomalias não explicadas que restam nos interceptos. Possivelmente, outras dinâmicas podem influenciar nesses retornos, reforçando a importância de estudá-los no ambiente entre países, incluindo fatores adicionais.

De acordo com evidências obtidas na primeira parte do estudo, e conforme evidências trazidas por Pincus et al. (2007) e Murean e Silaghi (2014), de que os fatores institucionais entre países são importantes para explicar as diferenças entre eles em relação a anomalia dos *accruals*, confirmou-se necessário observar o comportamento dos retornos anormais de *accruals* em diferentes ambientes institucionais.

Dessa forma, na segunda parte do estudo, buscou-se entender o relacionamento entre as variáveis institucionais de cada país e os retornos anormais de *accruals*, por meio da metodologia de regressões em painéis desbalanceados, cada um com 4056 observações, do período de 2004 a 2016. Os resultados foram obtidos utilizando três tipos de variáveis dependentes, os valores de Retornos Anormais do CAPM, 3-fatores e 4-fatores; a variável *Concentração*, o percentual de participação do maior acionista; as de Estabilidade e Qualidade Regulatória obtidas por meio da análise fatorial dos fatores fornecidos pelo WGI; a de Cultura *Indulgência* decorrente do trabalho de Hofstede et al. (2010); as variáveis interativas entre Concentração, Qualidade Regulatória e Estabilidade; *ROA*, retorno so-

bre o ativo; *EPS*, *earnings per share*; *Alavancagem*, o total do passivo sobre o total dos ativos; *Tamanho*, o *ln* do total de ativos de cada empresa; *BTM*, *Book-to-market*; *IFRS*, *dummy* para o ano de adoção das IFRS de cada país; e *Crise*, *dummy* para o ano 2008.

Os resultados indicaram relação entre concentração de propriedade e retornos anormais positiva, diferente do encontrado nos estudos de Pincus et al. (2007), Murean e Silaghi (2014), mas possivelmente justificada pela peculiaridade dos mercados latino-americanos explicada no trabalho de Gul et al. (2010). As variáveis Estabilidade e Qualidade Regulatória, quando observadas isoladamente, foram significativas em todos os modelos, sendo a primeira com uma relação positiva e a segunda, negativa. Quando combinadas com a variável concentração, os resultados indicaram que, em um ambiente de maior Concentração combinado com uma maior Qualidade Regulatória, a qualidade pode agir como uma forma de restringir o efeito da alta concentração de propriedade, característica dos países da amostra, e diminuir os retornos anormais, ao mesmo tempo que, no mesmo ambiente, uma maior estabilidade pode não ser suficiente para controlar os efeitos da alta concentração no mercado. A adoção das IFRS e a crise de 2008 mostraram-se com impactos negativos nos retornos anormais, conforme encontrado por Armstrong et al. (2010), Horton e Serafeim (2010), Landsman et al. (2012) e C. Y. Chong (2011), Samarakoon (2011), Celk (2012), respectivamente. Mesmo com uso das diferentes variáveis dependentes decorrentes dos modelos CAPM, 3-fatores de Fama e French e 4-fatores de Carhart, os resultados mantiveram-se conservando os níveis de significância e as direções dos sinais.

Assim, de acordo com os resultados, confirma-se a tese proposta de que existe anomalia dos *accruals* nos retornos das empresas da América Latina e os fatores específicos de cada país contribuem para explicar as diferenças de retornos existentes entre eles.

Independentemente das evidências, é importante indicar as limitações do estudo, ligadas principalmente à qualidade dos dados coletados e à escolha das variáveis institucionais. Além disso, o ambiente dos países da amostra, de características muito próximas, torna os efeitos entre países mais sensíveis e difíceis de serem separados. Os pontos vistos como possíveis fatores limitantes do estudo foram, principalmente:

- Definição da taxa livre de risco como a taxa básica de juros do Banco Central de cada país, que pode não ser a representação ideal em alguns casos. O uso da Selic para o Brasil, por exemplo, é uma escolha sobre outras alternativas, como a taxa DI-30 dias.
- Escolha das *proxies* para diferenciar a estrutura institucional dos países. No caso

deste estudo, os modelos incluíram principalmente as variáveis de governança dos relatórios do “Worldwide Governance Indicators project” (2017).

- Disponibilidade dos dados de retornos dos países de concentração de propriedade, dificuldade já apontada, no caso da segunda variável, por A. Chong e Lopez-de-Silanes (2007).

Apesar das limitações do estudo, a presente pesquisa provê evidências de que a anomalia dos *accruals* tem um papel na explicação dos retornos na América Latina, e de que as variáveis institucionais e o ambiente único dos países estudados influenciam nos retornos anormais de *accruals* gerados. As medidas tomadas no estudo para amenizar as limitações foram o uso de mais de uma forma de distribuição das carteiras das séries temporais (por *accruals*, por setor e por empresa no caso das regressões em painel), de avaliação (por GRS e por Fama e MacBeth) e o de fatores institucionais com maior variabilidade (por empresa e por ano), como a medida de concentração e as de governança a nível país. Especificamente para o Brasil, para confirmar os resultados e a qualidade dos fatores calculados neste trabalho, os testes da primeira etapa do trabalho foram realizados com os dados disponibilizados pelo NEFIN (FEA USP) não sendo encontradas grandes disparidades na comparação dos resultados.

As principais contribuições desta pesquisa foram referentes aos achados sobre a anomalia na América Latina, pela condução de um estudo sobre a generalização da anomalia dos *accruals*, enriquecendo a literatura sobre países ainda pouco explorados e de importância econômica crescente (Zunino et al., 2009), além de prover intuições sobre os efeitos dos aspectos institucionais na anomalia dos *accruals* na América Latina, observando os resultados sobre três diferentes medidas de retornos anormais. Além destes aspectos, espera-se que esta tese seja útil para usuários como:

- Acadêmicos e pesquisadores, ao trazer evidências da anomalia dos *accruals* da América Latina, explorar diferentes métricas de retornos anormais e apresentar as diferenças de comportamento na análise entre países.
- Investidores em potencial, acionistas e analistas de mercado, ao apresentar evidências de que a estratégia proposta por Sloan (1996) pode gerar resultados nos mercados latino-americanos.

Por fim, como sugestão para trabalhos posteriores, recomenda-se para a primeira etapa, o uso de medidas alternativas para as taxas livres de risco, o uso de outros modelos de

precificação de ativos e, para a segunda etapa, o uso de fatores macroeconômicos para captar as diferenças entre países.

Referências

- Alford, A., Jones, J., Leftwich, R. & Zmijewski, M. (1993). The Relative Informativeness of Accounting Disclosures in Different Countries. *Journal of Accounting Research*, 183–223.
- Ali, A. & Hwang, L.-S. (2000). Country-specific Factors Related to Financial Reporting and the Value Relevance of Accounting Data. *Journal of Accounting Research*, 38(1), 1–21.
- Armstrong, C. S., Barth, M. E., Jagolinzer, A. D. & Riedl, E. J. (2010). Market Reaction to the Adoption of IFRS in Europe. *The Accounting Review*, 85(1), 31–61.
- Bailey, R. E. (2005). *The Economics of Financial Markets*. Cambridge University Press.
- Ball, R. (1992). The earnings-price anomaly. *Journal of Accounting and Economics*, 15(2–3), 319–345.
- Ball, R. & Brown, P. (1968). An empirical evaluation of accounting income numbers. *Journal of Accounting Research*, 159–178.
- Ball, R., Gerakos, J., Linnainmaa, J. T. & Nikolaev, V. (2016). Accruals, cash flows, and operating profitability in the cross section of stock returns. *Journal of Financial Economics*, 121(1), 28–45.
- Ball, R., Kothari, S. & Robin, A. (2000). The effect of international institutional factors on properties of accounting earnings. *Journal of Accounting and Economics*, 29(1), 1–51.
- Banco Mundial. (2018). Recuperado de <https://data.worldbank.org/indicator>
- Banz, R. W. (1981). The Relationship Between Return and Market Value of Common Stocks. *Journal of Financial Economics*, 9(1), 3–18.
- Beaver, W. H. (1968). The information content of annual earnings announcements. *Journal of accounting research*, 67–92.
- Beaver, W. H. (1970). The time series behavior of earnings. *Journal of Accounting Research*, 62–99.
- Bernard, V. L. & Thomas, J. K. (1989). Post-earnings-announcement drift: delayed price response or risk premium? *Journal of Accounting Research*, 1–36.

- Bhandari, L. C. (1988). Debt/equity Ratio and Expected Common Stock Returns: Empirical Evidence. *The Journal of Finance*, 43(2), 507–528.
- Black, E. L., Lima, G. & Santana, V. d. F. (2018). Post-Earnings Announcement Drift in Latin America. *AAA International Accounting Section Midyear Meeting*.
- Bradshaw, M. T., Richardson, S. A. & Sloan, R. G. (2001). Do analysts and auditors use information in accruals? *Journal of Accounting Research*, 39(1), 45–74.
- Bushman, R. M. & Piotroski, J. D. (2006). Financial reporting incentives for conservative accounting: The influence of legal and political institutions. *Journal of Accounting and Economics*, 42(1), 107–148.
- Bushman, R. M. & Smith, A. J. (2001). Financial accounting information and corporate governance. *Journal of Accounting and Economics*, 32(1), 237–333.
- Cakici, N., Fabozzi, F. J. & Tan, S. (2013). Size, value, and momentum in emerging market stock returns. *Emerging Markets Review*, 16, 46–65.
- Campbell, J. Y., Lo, A. W.-C. & MacKinlay, A. C. (1997). *The econometrics of financial markets*. Princeton University Press.
- Carhart, M. M. (1997). On persistence in mutual fund performance. *The Journal of finance*, 52(1), 57–82.
- Celk, S. (2012). The more contagion effect on emerging markets: The evidence of DCC-GARCH model. *Economic Modelling*, 29(5), 1946–1959.
- Céspedes, J., González, M. & Molina, C. A. (2010). Ownership and capital structure in Latin America. *Journal of Business Research*, 63(3), 248–254.
- Chen, P. & Zhang, G. (2007). How do Accounting Variables Explain Stock Price Movements? Theory and Evidence. *Journal of Accounting and Economics*, 43(2), 219–244.
- Cheng, C. A. & Thomas, W. B. (2006). Evidence of the abnormal accrual anomaly incremental to operating cash flows. *The Accounting Review*, 81(5), 1151–1167.
- Chong, A. & Lopez-de-Silanes, F. (2007). *Investor Protection and Corporate Governance: Firm-level Evidence Across Latin America*. Latin American Development Forum. Stanford Economics e Finance/Stanford University Press.
- Chong, C. Y. (2011). Effect of Subprime Crisis on U.S. Stock Market Return and Volatility. *Global Economy and Finance Journal*, 4(1), 102–111.
- Cochrane, J. H. (2005). *Asset Pricing*. New Jersey: Princeton.
- Collins, D. W., Gong, G. & Hribar, P. (2003). Investor sophistication and the mispricing of accruals. *Review of Accounting Studies*, 8(2), 251–276.
- Collins, D. W. & Hribar, P. (2000). Earnings-based and accrual-based market anomalies: one effect or two? *Journal of Accounting and Economics*, 29(1), 101–123.

- Core, J. E., Guay, W. R., Richardson, S. A. & Verdi, R. S. (2006). Stock market anomalies: what can we learn from repurchases and insider trading? *Review of Accounting Studies*, 11(1), 49–70.
- Costa, F. M., Broedel Lopes, A. & Oliveira Costa, A. C. (2006). Conservadorismo em cinco países da América do Sul. *Revista Contabilidade & Finanças-USP*, 17(41).
- Cupertino, C. M., Martinez, A. L. & Costa Jr, N. C. A. d. (2012). Accrual anomaly in the Brazilian Capital Market. *BAR-Brazilian Administration Review*, 9(4), 421–440.
- Dechow, P. M., Khimich, N. V. & Sloan, R. G. (2011). The accrual anomaly. *Available at SSRN 1793364*.
- Desai, H., Rajgopal, S. & Venkatachalam, M. (2004). Value-glamour and accruals mispricing: One anomaly or two? *The Accounting Review*, 79(2), 355–385.
- Easton, P. D. & Harris, T. S. (1991). Earnings as an Explanatory Variable for Returns. *Journal of Accounting Research*, 19–36.
- Fama, E. F. (1970). Efficient capital markets: A review of theory and empirical work. *The Journal of Finance*, 25(2), 383–417.
- Fama, E. F. & French, K. . (1992). The Cross-Section of Expected Stock Returns. *the Journal of Finance*, 47(2), 427–465.
- Fama, E. F. & French, K. R. (1996). Multifactor explanations of asset pricing anomalies. *The Journal of Finance*, 51(1), 55–84.
- Fama, E. F. & French, K. R. (2015). A five-factor asset pricing model. *Journal of Financial Economics*, 116, 1–22.
- Fama, E. F. & MacBeth, J. D. (1973). Risk, return, and equilibrium: Empirical tests. *Journal of Political Economy*, 81(3), 607–636.
- Fan, S. & Yu, L. (2013). Accrual anomaly and idiosyncratic risk: international evidence.
- Foster, G. (1973). Stock Market Reaction to Estimates of Earnings per Share by Company Officials. *Journal of Accounting Research*, 25–37.
- Freeman, R. N., Ohlson, J. A. & Penman, S. H. (1982). Book rate-of-return and prediction of earnings changes: An empirical investigation. *Journal of Accounting Research*, 639–653.
- Gibbons, M. R., Ross, S. A. & Shanken, J. (1989). A test of the efficiency of a given portfolio. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 1121–1152.
- Gul, F. A., Kim, J.-B. & Qiu, A. A. (2010). Ownership concentration, foreign shareholding, audit quality, and stock price synchronicity: Evidence from China. *Journal of Financial Economics*, 95(3), 425–442.
- Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., Anderson, R. E. & Tatham, R. L. (2009). *Análise multivariada de dados* (6ª edição). Porto Alegre: Artmed Editora.
- Hausman, J. A. (1978). Specification Tests in Econometrics. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 1251–1271.

- Hofstede, G., Hofstede, G. J. & Minkov, M. (2010). *Cultures and organizations: Software of the mind*. McGraw-Hill Education.
- Horton, J. & Serafeim, G. (2010). Market reaction to and valuation of IFRS reconciliation adjustments: first evidence from the UK. *Review of Accounting Studies*, 15(4), 725–751.
- Hou, K., Xue, C. & Zhang, L. (2015). Digesting anomalies: An investment approach. *The Review of Financial Studies*, 28(3), 650–705.
- Hung, M. (2000). Accounting standards and value relevance of financial statements: An international analysis. *Journal of Accounting and Economics*, 30(3), 401–420.
- Jegadeesh, N. & Titman, S. (1993). Returns to buying winners and selling losers: Implications for stock market efficiency. *The Journal of Finance*, 48(1), 65–91.
- Kaserer, C. & Klingler, C. (2008). The Accrual Anomaly Under Different Accounting Standards—Lessons Learned from the German Experiment. *Journal of Business Finance & Accounting*, 35(7-8), 837–859.
- Kaufmann, D., Kraay, A. & Mastruzzi, M. (2011). The Worldwide Governance Indicators: Methodology and Analytical Issues. *Hague Journal on the Rule of Law*, 3(2), 220–246.
- Khan, M. (2008). Are accruals mispriced? Evidence from tests of an Intertemporal Capital Asset Pricing Model. *Journal of Accounting and Economics*, 45(1), 55–77.
- Kothari, S., Loutskina, E. & Nikolaev, V. (2006). Agency theory of overvalued equity as an explanation for the accrual anomaly. Recuperado de <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.871750>
- La Porta, R., Lopez de Silanes, F., Shleifer, A. & Vishny, R. W. (1998). Law and finance. *Journal of Political Economy*, 106, 1113–1155.
- La Torre, A., Ize, A. & Schmukler, S. L. (2011). *Financial development in Latin America and the Caribbean: The Road Ahead*. The World Bank Publications.
- LaFond, R. (2005). Is the accrual anomaly a global anomaly?
- Lakonishok, J., Shleifer, A. & Vishny, R. W. (1994). Contrarian investment, extrapolation, and risk. *The Journal of Finance*, 49(5), 1541–1578.
- Landsman, W. R., Maydew, E. L. & Thornock, J. R. (2012). The information content of annual earnings announcements and mandatory adoption of IFRS. *Journal of Accounting and Economics*, 53(1), 34–54.
- Leippold, M. & Lohre, H. (2012). Data snooping and the global accrual anomaly. *Applied Financial Economics*, 22(7), 509–535.
- Leuz, C., Nanda, D. & Wysocki, P. D. (2003). Earnings Management and Investor Protection: An International Comparison. *Journal of Financial Economics*, 69(3), 505–527.

- Lev, B. & Nissim, D. (2006). The persistence of the accruals anomaly. *Contemporary Accounting Research*, 23(1), 193–226.
- Lintner, J. (1965). The valuation of risk assets and the selection of risky investments in stock portfolios and capital budgets. *The Review of Economics and Statistics*, 13–37.
- Mashruwala, C., Rajgopal, S. & Shevlin, T. (2006). Why is the accrual anomaly not arbitrated away? The role of idiosyncratic risk and transaction costs. *Journal of Accounting and Economics*, 42(1), 3–33.
- Mishkin, F. S. (1983). *A rational expectations approach to macroeconometrics: Testing policy ineffectiveness and efficient-markets models*. University of Chicago Press.
- Muga, L. & Santamaria, R. (2007). The momentum Effect in Latin American Emerging Markets. *Emerging Markets Finance and Trade*, 43(4), 24–45.
- Murean, D. & Silaghi, M. I. P. (2014). Empirical evidence on cross-country differences in explaining accruals anomaly. *Revista Romana de Economie*, 39(2).
- Novy-Marx, R. (2013). The other side of value: The gross profitability premium. *Journal of Financial Economics*, 108(1), 1–28.
- Papanastasopoulos, G. (2017). Accrual anomaly and corporate financing activities. *Finance Research Letters*, 20, 125–129.
- Pincus, M., Rajgopal, S. & Venkatachalam, M. (2007). The accrual anomaly: International evidence. *The Accounting Review*, 82(1), 169–203.
- Porta, R., Lopez-de-Silanes, F., Shleifer, A. & Vishny, R. W. (1997). Legal Determinants of External Finance. *The journal of finance*, 52(3), 1131–1150.
- R Core Team. (2014). *R: A Language and Environment for Statistical Computing*. R Foundation for Statistical Computing. Vienna, Austria. Recuperado de <http://www.R-project.org/>
- Richardson, S., Sloan, R. G., Soliman, M. T. & Tuna, I. (2005). Accrual reliability, earnings persistence and stock prices. *Journal of Accounting and Economics*, 39(3), 437–485.
- Richardson, S., Tuna, . & Wysocki, P. (2010). Accounting anomalies and fundamental analysis: A review of recent research advances. *Journal of Accounting and Economics*, 50(2), 410–454.
- Samarakoon, L. P. (2011). Stock market interdependence, contagion, and the US financial crisis: The case of emerging and frontier markets. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 21(5), 724–742.
- Santiago-Castro, M. & Brown, C. J. (2007). Ownership structure and minority rights: A Latin American view. *Journal of Economics and Business*, 59(5), 430–442.
- Schwert, G. W. (2003). Anomalies and market efficiency. *Handbook of the Economics of Finance*, 1, 939–974.

- Shanken, J. (1992). On the estimation of beta-pricing models. *The Review of Financial Studies*, 5(1), 1–33.
- Sharpe, W. F. (1964). Capital Asset Prices: A theory of market equilibrium under conditions of risk. *The Journal of Finance*, 19(3), 425–442.
- Sloan, R. (1996). Do stock prices fully reflect information in accruals and cash flows about future earnings?(Digest summary). *The Accounting Review*, 71(3), 289–315.
- Takamatsu, R. T. & Fávero, L. P. L. (2013). Accruals, Persistence of Profits and Stock Returns in Brazilian Public Companies. *Modern Economy*, 4(02), 109.
- Trammell, S. (2010). Illuminating the accruals anomaly. *CFA Magazine*, 21(1), 38–41.
- Trejo-Pech, C. O., Noguera, M., Weldon, R. N. & Samaniego-Alcántar, Á. (2011). Accruals for latin american firms.
- Van der Hart, J., Slagter, E. & Van Dijk, D. (2003). Stock selection strategies in emerging markets. *Journal of Empirical Finance*, 10(1), 105–132.
- Worldwide Governance Indicators project. (2017). Recuperado de <http://info.worldbank.org/governance/wgi/i>
- Xie, H. (2001). The Mispricing of Abnormal Accruals. *The Accounting Review*, 76(3), 357–373.
- Xu, X. & Wang, Y. (1999). Ownership structure and corporate governance in Chinese stock companies. *China economic review*, 10(1), 75–98.
- Zach, T. (2006). Evaluating the 'Accrual-Fixation' Hypothesis as an Explanation for the Accrual Anomaly. Recuperado de <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.588926>
- Zunino, L., Figliola, A., Tabak, B. M., Pérez, D. G., Garavaglia, M. & Rosso, O. A. (2009). Multifractal structure in Latin-American market indices. *Chaos, Solitons & Fractals*, 41(5), 2331–2340.

A Séries Temporais

A.1 Brasil

Tabela A.1
Séries temporais para o CAPM nas carteiras de *accruals* - Brasil

	<i>Variável Dependente:</i>							
	Cart.1 (1)	Cart.2 (2)	Cart.3 (3)	Cart.4 (4)	Cart.5 (5)	Cart.6 (6)	Cart.7 (7)	Cart.8 (8)
<i>Rm</i>	0,971*** (0,018)	0,959*** (0,017)	0,961*** (0,025)	0,974*** (0,017)	0,969*** (0,017)	0,968*** (0,016)	0,935*** (0,027)	0,986*** (0,019)
<i>Constante</i>	-0,043** (0,020)	-0,035* (0,018)	-0,048* (0,027)	-0,020 (0,019)	-0,042** (0,019)	-0,029* (0,017)	-0,067** (0,029)	-0,007 (0,021)
Obs.	180	180	180	180	180	180	180	180
R ²	0,940	0,947	0,894	0,947	0,947	0,956	0,870	0,938
R ² aj.	0,940	0,946	0,893	0,947	0,947	0,955	0,869	0,938
F est.	2804***	3162***	1497***	3183***	3172***	3832***	1188***	2696***
<i>Obs.:</i>	*p<0,1; **p<0,05; ***p<0,01							

Tabela A.2
Séries temporais para o CAPM e fator *accruals* nas carteiras de *accruals* -
Brasil

	<i>Variável Dependente:</i>							
	Cart.1	Cart.2	Cart.3	Cart.4	Cart.5	Cart.6	Cart.7	Cart.8
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
<i>Rm</i>	0,979*** (0,018)	0,969*** (0,016)	0,966*** (0,025)	0,980*** (0,017)	0,973*** (0,017)	0,974*** (0,015)	0,935*** (0,027)	0,990*** (0,019)
<i>Acc</i>	0,005*** (0,001)	0,006*** (0,001)	0,003* (0,002)	0,003** (0,001)	0,002* (0,001)	0,003*** (0,001)	0,0001 (0,002)	0,002* (0,001)
<i>Constante</i>	-0,036* (0,019)	-0,028 (0,018)	-0,043 (0,027)	-0,016 (0,019)	-0,039** (0,019)	-0,025 (0,017)	-0,067** (0,030)	-0,004 (0,021)
Obs.	180	180	180	180	180	180	180	180
R ²	0,944	0,952	0,895	0,949	0,948	0,957	0,870	0,939
R ² aj.	0,944	0,952	0,894	0,948	0,947	0,957	0,868	0,938
Est. F	1497***	1768***	758***	1637***	1605***	1993***	591***	1363***

Obs.:

*p<0,1; **p<0,05; ***p<0,01

Tabela A.3
Séries temporais para o CAPM nas carteiras de Setor - Brasil

	<i>Variável Dependente:</i>														
	Ind2	Ind3	Ind4	Ind5	Ind6	Ind7	Ind9	Ind10	Ind11	Ind12	Ind13	Ind14	Ind16	Ind17	Ind19
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)	(13)	(14)	(15)
<i>Rm</i>	0,999*** (0,010)	1,006*** (0,010)	1,021*** (0,017)	0,994*** (0,018)	0,992*** (0,007)	0,997*** (0,013)	1,004*** (0,020)	1,004*** (0,006)	0,989*** (0,011)	0,989*** (0,021)	0,980*** (0,011)	1,003*** (0,012)	1,065*** (0,082)	0,996*** (0,007)	0,983*** (0,011)
<i>Constante</i>	-0,003 (0,011)	0,007 (0,011)	0,020 (0,018)	-0,006 (0,019)	-0,009 (0,007)	-0,005 (0,014)	0,007 (0,022)	0,005 (0,006)	-0,010 (0,012)	-0,016 (0,023)	-0,022* (0,012)	0,005 (0,013)	0,073 (0,089)	-0,007 (0,008)	-0,019 (0,012)
Obs.	180	180	180	180	180	180	180	180	180	180	180	180	180	180	180
R ²	0,981	0,983	0,955	0,947	0,991	0,973	0,932	0,995	0,977	0,924	0,978	0,974	0,484	0,991	0,978
R ² aj.	0,981	0,983	0,955	0,947	0,991	0,973	0,932	0,995	0,977	0,923	0,978	0,974	0,482	0,991	0,978
Est. F	9068***	10410***	3784***	320***	20750***	6346***	2447***	32628***	7509***	2154***	7949***	6696***	167***	20003***	7,877,444***

Obs.:

* p<0,1; ** p<0,05; *** p<0,01

Tabela A.5
Séries temporais para o 3-fatores nas carteiras de *accruals* - Brasil

	<i>Variável Dependente:</i>							
	Cart.1	Cart.2	Cart.3	Cart.4	Cart.5	Cart.6	Cart.7	Cart.8
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
<i>Rm</i>	0,977*** (0,018)	0,966*** (0,017)	0,968*** (0,025)	0,980*** (0,017)	0,972*** (0,017)	0,973*** (0,015)	0,935*** (0,027)	0,990*** (0,019)
<i>SMB</i>	-0,002** (0,001)	-0,002*** (0,001)	-0,003** (0,001)	-0,002** (0,001)	-0,001* (0,001)	-0,002** (0,001)	-0,001 (0,001)	-0,002** (0,001)
<i>HML</i>	-0,003** (0,001)	-0,003** (0,001)	-0,003* (0,002)	-0,003** (0,001)	-0,002 (0,001)	-0,002** (0,001)	0,001 (0,002)	-0,001 (0,001)
<i>Constante</i>	-0,041** (0,019)	-0,033* (0,018)	-0,046* (0,026)	-0,018 (0,018)	-0,041** (0,018)	-0,027* (0,017)	-0,067** (0,029)	-0,006 (0,020)
Obs.	180	180	180	180	180	180	180	180
R ²	0,944	0,951	0,899	0,950	0,948	0,958	0,870	0,940
R ² aj.	0,943	0,950	0,897	0,949	0,947	0,957	0,868	0,939
Est. F	990***	1136***	520***	1105***	1076***	1336***	393***	915***

Obs.:

*p<0,1; **p<0,05; ***p<0,01

Tabela A.6
Séries temporais para o 3-fatores e fator *accruals* nas carteiras de *accruals* - Brasil

	<i>Variável Dependente:</i>							
	Cart.1	Cart.2	Cart.3	Cart.4	Cart.5	Cart.6	Cart.7	Cart.8
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
<i>Rm</i>	0,982*** (0,018)	0,972*** (0,016)	0,970*** (0,025)	0,983*** (0,017)	0,974*** (0,017)	0,976*** (0,015)	0,935*** (0,028)	0,992*** (0,019)
<i>SMB</i>	-0,002** (0,001)	-0,002** (0,001)	-0,003** (0,001)	-0,002* (0,001)	-0,001 (0,001)	-0,002** (0,001)	-0,001 (0,001)	-0,002* (0,001)
<i>HML</i>	-0,002 (0,001)	-0,002 (0,001)	-0,002 (0,002)	-0,002 (0,001)	-0,001 (0,001)	-0,001 (0,001)	0,001 (0,002)	-0,0005 (0,001)
<i>Acc</i>	0,004*** (0,001)	0,005*** (0,001)	0,002 (0,002)	0,002 (0,001)	0,002 (0,001)	0,003** (0,001)	0,0003 (0,002)	0,002 (0,002)
<i>Constante</i>	-0,036* (0,019)	-0,028 (0,017)	-0,043 (0,027)	-0,016 (0,018)	-0,039** (0,019)	-0,024 (0,016)	-0,067** (0,030)	-0,003 (0,020)
Obs.	180	180	180	180	180	180	180	180
R ²	0,946	0,954	0,899	0,950	0,949	0,959	0,870	0,940
R ² aj.	0,945	0,953	0,897	0,949	0,948	0,958	0,867	0,939
Est. F	770***	916***	390***	837***	809***	1021***	293***	689***

Obs.:

*p<0,1; **p<0,05; ***p<0,01

Tabela A.7
Séries temporais para o 3-fatores nas carteiras de Setor - Brasil

	<i>Variável Dependente:</i>														
	Ind2	Ind3	Ind4	Ind5	Ind6	Ind7	Ind9	Ind10	Ind11	Ind12	Ind13	Ind14	Ind16	Ind17	Ind19
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)	(13)	(14)	(15)
<i>Rm</i>	1,000*** (0,011)	1,007*** (0,010)	1,019*** (0,017)	0,997*** (0,017)	0,992*** (0,007)	0,998*** (0,013)	1,003*** (0,021)	1,004*** (0,006)	0,991*** (0,011)	0,991*** (0,022)	0,982*** (0,011)	1,002*** (0,012)	1,063*** (0,083)	0,998*** (0,007)	0,984*** (0,011)
<i>SMB</i>	-0,001 (0,001)	-0,002*** (0,0005)	0,001 (0,001)	0,001 (0,001)	-0,001*** (0,0003)	0,00001 (0,001)	0,00003 (0,001)	0,0001 (0,0003)	-0,001* (0,001)	-0,001 (0,001)	-0,002*** (0,001)	0,001 (0,001)	0,006 (0,004)	-0,0002 (0,0004)	0,002*** (0,001)
<i>HML</i>	-0,001 (0,001)	0,001* (0,001)	0,001 (0,001)	-0,003** (0,001)	0,001 (0,0005)	-0,001 (0,001)	0,001 (0,001)	0,0004 (0,0004)	0,00002 (0,001)	-0,0003 (0,002)	0,001 (0,001)	-0,0002 (0,001)	-0,004 (0,006)	-0,001** (0,001)	-0,002*** (0,001)
<i>Constante</i>	-0,003 (0,011)	0,007 (0,010)	0,020 (0,018)	-0,005 (0,019)	-0,008 (0,007)	-0,005 (0,014)	0,007 (0,022)	0,005 (0,006)	-0,009 (0,012)	-0,016 (0,023)	-0,022* (0,012)	0,005 (0,013)	0,073 (0,089)	-0,006 (0,008)	-0,019* (0,011)
Obs.s	180	180	180	180	180	180	180	180	180	180	180	180	180	180	180
R ²	0,981	0,984	0,956	0,949	0,992	0,973	0,932	0,995	0,977	0,924	0,979	0,974	0,491	0,991	0,980
R ² aj.	0,981	0,984	0,955	0,949	0,992	0,972	0,931	0,995	0,977	0,923	0,979	0,974	0,483	0,991	0,980
Est. F	3030***	3713***	1260***	1100***	7315***	2108***	808***	10815***	2531***	712***	2762***	2227***	57***	6810***	2863***

Obs.:

* p<0,1; ** p<0,05; *** p<0,01

Tabela A.9
Séries temporais para o 4-fatores nas carteiras de *accruals* - Brasil

	<i>Variável Dependente:</i>							
	Cart.1	Cart.2	Cart.3	Cart.4	Cart.5	Cart.6	Cart.7	Cart.8
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
<i>Rm</i>	0,978*** (0,018)	0,967*** (0,016)	0,969*** (0,024)	0,980*** (0,017)	0,973*** (0,017)	0,974*** (0,015)	0,936*** (0,027)	0,990*** (0,019)
<i>SMB</i>	-0,002* (0,001)	-0,002** (0,001)	-0,002* (0,001)	-0,002* (0,001)	-0,001 (0,001)	-0,001* (0,001)	-0,001 (0,001)	-0,002* (0,001)
<i>HML</i>	-0,002 (0,001)	-0,002 (0,001)	-0,002 (0,002)	-0,002 (0,001)	-0,001 (0,001)	-0,001 (0,001)	0,001 (0,002)	-0,0004 (0,001)
<i>WML</i>	0,004*** (0,001)	0,004*** (0,001)	0,004** (0,002)	0,002 (0,001)	0,003** (0,001)	0,003** (0,001)	0,002 (0,002)	0,002 (0,002)
<i>Constante</i>	-0,043** (0,019)	-0,036** (0,017)	-0,048* (0,026)	-0,019 (0,018)	-0,043** (0,018)	-0,030* (0,016)	-0,068** (0,030)	-0,007 (0,020)
Obs.	180	180	180	180	180	180	180	180
R ²	0,946	0,954	0,901	0,950	0,949	0,959	0,871	0,940
R ² aj.	0,945	0,953	0,899	0,949	0,948	0,958	0,868	0,939
Est. F	773***	904***	398 ***	833***	822 ***	1033***	295***	691***

Obs.:

*p<0,1; **p<0,05; ***p<0,01

Tabela A.10
Séries temporais para o 4-fatores e fator *accruals* nas carteiras de *accruals* - Brasil

	<i>Variável Dependente:</i>							
	Cart.1	Cart.2	Cart.3	Cart.4	Cart.5	Cart.6	Cart.7	Cart.8
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
<i>Rm</i>	0,982*** (0,018)	0,972*** (0,016)	0,970*** (0,024)	0,983*** (0,017)	0,974*** (0,017)	0,976*** (0,015)	0,935*** (0,028)	0,992*** (0,019)
<i>SMB</i>	-0,002* (0,001)	-0,002** (0,001)	-0,002* (0,001)	-0,002* (0,001)	-0,001 (0,001)	-0,001* (0,001)	-0,001 (0,001)	-0,002* (0,001)
<i>HML</i>	-0,001 (0,001)	-0,001 (0,001)	-0,002 (0,002)	-0,002 (0,001)	-0,001 (0,001)	-0,001 (0,001)	0,001 (0,002)	-0,0001 (0,001)
<i>WML</i>	0,003** (0,001)	0,003** (0,001)	0,004* (0,002)	0,001 (0,001)	0,003* (0,001)	0,003** (0,001)	0,002 (0,002)	0,002 (0,002)
<i>Acc</i>	0,003** (0,001)	0,004*** (0,001)	0,001 (0,002)	0,002 (0,001)	0,001 (0,001)	0,002 (0,001)	-0,0002 (0,002)	0,002 (0,002)
<i>Constante</i>	-0,039** (0,019)	-0,031* (0,017)	-0,047* (0,026)	-0,017 (0,018)	-0,042** (0,018)	-0,027 (0,016)	-0,069** (0,030)	-0,005 (0,020)
Obs.	180	180	180	180	180	180	180	180
R ²	0,948	0,956	0,901	0,951	0,950	0,960	0,871	0,941
R ² aj.	0,946	0,955	0,898	0,949	0,948	0,959	0,867	0,939
Est. F	631***	758***	317 ***	670***	656***	836***	235***	553***

Obs.:

*p<0,1; **p<0,05; ***p<0,01

Tabela A.11
Séries temporais para o 4-fatores nas carteiras de Setor - Brasil

<i>Variável Dependente:</i>															
	Ind2	Ind3	Ind4	Ind5	Ind6	Ind7	Ind9	Ind10	Ind11	Ind12	Ind13	Ind14	Ind16	Ind17	Ind19
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)	(13)	(14)	(15)
<i>Rm</i>	1,000*** (0,011)	1,007*** (0,010)	1,018*** (0,017)	0,996*** (0,017)	0,992*** (0,007)	0,999*** (0,012)	1,003*** (0,021)	1,003*** (0,006)	0,991*** (0,011)	0,990*** (0,022)	0,982*** (0,011)	1,002*** (0,012)	1,065*** (0,083)	0,998*** (0,007)	0,984*** (0,011)
<i>SMB</i>	-0,001 (0,001)	-0,002*** (0,0005)	0,001 (0,001)	0,001 (0,001)	-0,001*** (0,0004)	0,0003 (0,001)	0,0001 (0,001)	0,00003 (0,0003)	-0,001 (0,001)	-0,001 (0,001)	-0,002*** (0,001)	0,001 (0,001)	0,007 (0,004)	-0,0002 (0,0004)	0,002*** (0,001)
<i>HML</i>	-0,001 (0,001)	0,001 (0,001)	0,0001 (0,001)	-0,003** (0,001)	0,001 (0,001)	-0,0003 (0,001)	0,001 (0,002)	0,0003 (0,0004)	0,001 (0,001)	-0,001 (0,002)	0,001 (0,001)	-0,0001 (0,001)	-0,003 (0,006)	-0,001* (0,001)	-0,002** (0,001)
<i>WML</i>	-0,001 (0,001)	-0,002** (0,001)	-0,001 (0,001)	-0,002 (0,001)	0,0001 (0,001)	0,003** (0,001)	0,0004 (0,002)	-0,0004 (0,0005)	0,002* (0,001)	-0,002 (0,002)	0,001 (0,001)	0,0003 (0,001)	0,005 (0,007)	0,0004 (0,001)	0,001 (0,001)
<i>Constante</i>	-0,002 (0,011)	0,008 (0,010)	0,021 (0,018)	-0,004 (0,019)	-0,008 (0,007)	-0,006 (0,013)	0,007 (0,022)	0,005 (0,006)	-0,010 (0,012)	-0,014 (0,023)	-0,023* (0,012)	0,004 (0,013)	0,069 (0,089)	-0,006 (0,008)	-0,020* (0,012)
Obs.	180	180	180	180	180	180	180	180	180	180	180	180	180	180	180
R ²	0,981	0,985	0,956	0,950	0,992	0,974	0,932	0,995	0,978	0,924	0,979	0,974	0,493	0,991	0,980
R ² aj.	0,981	0,984	0,955	0,949	0,992	0,973	0,931	0,995	0,977	0,923	0,979	0,974	0,481	0,991	0,980
Est. F	2265***	2832***	945***	827***	5456***	1629***	603***	8099***	1924***	534***	2076***	1661***	42***	5094***	2145***

Obs.:

*p<0,1; **p<0,05; ***p<0,01

Tabela A.12
Séries temporais para o 4-fatores e fator *accruals* nas carteiras de Setor - Brasil

	<i>Variável Dependente:</i>														
	Ind2	Ind3	Ind4	Ind5	Ind6	Ind7	Ind9	Ind10	Ind11	Ind12	Ind13	Ind14	Ind16	Ind17	Ind19
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)	(13)	(14)	(15)
<i>Rm</i>	1,001*** (0,011)	1,006*** (0,010)	1,015*** (0,017)	0,997*** (0,018)	0,993*** (0,007)	1,000*** (0,013)	1,003*** (0,021)	1,004*** (0,006)	0,992*** (0,011)	0,991*** (0,022)	0,981*** (0,011)	1,004*** (0,012)	1,050*** (0,083)	1,000*** (0,007)	0,982*** (0,011)
<i>SMB</i>	-0,001 (0,001)	-0,002*** (0,0005)	0,001 (0,001)	0,001 (0,001)	-0,001*** (0,0004)	0,0004 (0,001)	0,0001 (0,001)	0,00005 (0,0003)	-0,001 (0,001)	-0,001 (0,001)	-0,002*** (0,001)	0,001 (0,001)	0,006 (0,004)	-0,0001 (0,0004)	0,002*** (0,001)
<i>HML</i>	-0,0004 (0,001)	0,001 (0,001)	-0,0004 (0,001)	-0,003** (0,001)	0,001 (0,001)	-0,0001 (0,001)	0,001 (0,002)	0,0004 (0,0004)	0,001 (0,001)	-0,001 (0,002)	0,001 (0,001)	0,0003 (0,001)	-0,005 (0,006)	-0,001 (0,001)	-0,002*** (0,001)
<i>WML</i>	-0,001 (0,001)	-0,002* (0,001)	-0,001 (0,001)	-0,002 (0,001)	-0,0001 (0,001)	0,002** (0,001)	0,0005 (0,002)	-0,001 (0,0005)	0,002* (0,001)	-0,002 (0,002)	0,001 (0,001)	-0,0002 (0,001)	0,008 (0,007)	-0,0001 (0,001)	0,001 (0,001)
<i>Acc</i>	0,001 (0,001)	-0,0002 (0,001)	-0,002* (0,001)	0,001 (0,001)	0,001 (0,001)	0,001 (0,001)	-0,0003 (0,002)	0,0004 (0,0005)	0,0004 (0,001)	0,001 (0,002)	-0,0004 (0,001)	0,002* (0,001)	-0,012* (0,007)	0,002*** (0,001)	-0,002* (0,001)
<i>Constante</i>	-0,001 (0,011)	0,008 (0,010)	0,017 (0,018)	-0,003 (0,019)	-0,007 (0,007)	-0,005 (0,013)	0,006 (0,022)	0,005 (0,006)	-0,010 (0,012)	-0,013 (0,023)	-0,023** (0,012)	0,007 (0,013)	0,053 (0,089)	-0,004 (0,007)	-0,022* (0,012)
Obs.	180	180	180	180	180	180	180	180	180	180	180	180	180	180	180
R ²	0,981	0,985	0,957	0,950	0,992	0,974	0,932	0,995	0,978	0,924	0,979	0,975	0,502	0,992	0,980
R ² aj.	0,981	0,984	0,955	0,948	0,992	0,973	0,930	0,995	0,977	0,922	0,979	0,974	0,488	0,992	0,980
Est. F	1818***	2253***	766***	659***	4399***	1302***	480***	6475***	1532***	426***	1653***	1350***	35***	4337***	1740***

Obs.:

*p<0,1; **p<0,05; ***p<0,01

Tabela A.13
Estatística GRS - Brasil

Carteiras de <i>accruals</i>						
	CAPM	CAPM Acc	3-Fat	3-Fat Acc	4-Fat	4-Fat Acc
Estatística GRS	256,144	235,249	250,659	234,676	275,512	258,473
Graus de Liberdade	8, 171	8, 170	8, 169	8, 168	8, 168	8, 167
Valor Crítico (5%)	1,993	1,993	1,994	1,994	1,994	1,994
P-Valor	0	0	0	0	0	0
Carteiras de Setor						
	CAPM	CAPM Acc	3-Fat	3-Fat Acc	4-Fat	4-Fat Acc
Estatística GRS	151,442	130,505	144,712	128,842	160,624	147,574
Graus de Liberdade	15, 164	15, 163	15, 162	15, 161	15, 161	15, 160
Valor Crítico (5%)	1,728	1,728	1,729	1,729	1,729	1,729
P-Valor	0	0	0	0	0	0

A.2 Peru

Tabela A.15
Séries temporais para o CAPM nas carteiras de Setor - Peru

	<i>Variável Dependente:</i>									
	Ind1	Ind2	Ind3	Ind4	Ind6	Ind8	Ind9	Ind10	Ind13	Ind14
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)
<i>Rm</i>	1,111*** (0,055)	0,917*** (0,027)	0,913*** (0,043)	0,926*** (0,046)	0,854*** (0,069)	1,050*** (0,036)	0,886*** (0,031)	0,983*** (0,053)	1,232*** (0,120)	0,919*** (0,047)
<i>Constante</i>	0,033* (0,017)	-0,032*** (0,008)	-0,027** (0,014)	-0,032** (0,014)	-0,041* (0,022)	0,012 (0,011)	-0,043*** (0,010)	-0,010 (0,017)	0,086** (0,038)	-0,034** (0,015)
Obs.	167	167	167	167	167	167	167	167	167	167
R ²	0,713	0,878	0,733	0,713	0,482	0,838	0,835	0,672	0,391	0,696
R ² aj.	0,712	0,877	0,731	0,711	0,479	0,837	0,834	0,670	0,387	0,694
Est. F	411***	1185***	459***	410***	154***	855***	834***	338***	106***	378***

Obs.:

*p<0,1; **p<0,05; ***p<0,01

Tabela A.16
Séries temporais para o CAPM e fator *accruals* nas carteiras de Setor - Peru

	<i>Variável Dependente:</i>									
	Ind1 (1)	Ind2 (2)	Ind3 (3)	Ind4 (4)	Ind6 (5)	Ind8 (6)	Ind9 (7)	Ind10 (8)	Ind13 (9)	Ind14 (10)
<i>Rm</i>	1,110*** (0,055)	0,916*** (0,027)	0,910*** (0,043)	0,923*** (0,045)	0,850*** (0,069)	1,047*** (0,035)	0,887*** (0,031)	0,989*** (0,052)	1,237*** (0,120)	0,920*** (0,047)
<i>Acc</i>	0,0002 (0,001)	0,0005 (0,001)	0,002* (0,001)	0,002* (0,001)	0,002 (0,001)	0,002*** (0,001)	-0,0005 (0,001)	-0,003*** (0,001)	-0,003 (0,002)	-0,001 (0,001)
<i>Constante</i>	0,033* (0,017)	-0,033*** (0,008)	-0,028** (0,013)	-0,033** (0,014)	-0,042* (0,022)	0,011 (0,011)	-0,043*** (0,010)	-0,008 (0,016)	0,087** (0,038)	-0,034** (0,015)
Obs.	167	167	167	167	167	167	167	167	167	167
R ²	0,714	0,878	0,738	0,720	0,490	0,846	0,835	0,692	0,394	0,697
R ² aj.	0,710	0,877	0,735	0,716	0,484	0,844	0,833	0,688	0,387	0,693
Est. F	204***	592***	231***	210***	79***	449***	416***	184***	53***	188***

Obs.:

*p<0,1; **p<0,05; ***p<0,01

Tabela A.17
Séries temporais para o 3-fatores e fator *accruals* nas carteiras de *accruals* - Peru

<i>Variável Dependente:</i>												
	3-fatores						3-fatores e fator <i>accruals</i>					
	Cart.1 (1)	Cart.2 (2)	Cart.3 (3)	Cart.4 (4)	Cart.5 (5)	Cart.6 (6)	Cart.1 (7)	Cart.2 (8)	Cart.3 (9)	Cart.4 (10)	Cart.5 (11)	Cart.6 (12)
<i>Rm</i>	0,771*** (0,048)	0,763*** (0,076)	0,764*** (0,069)	0,797*** (0,052)	0,745*** (0,066)	0,751*** (0,058)	0,781*** (0,046)	0,776*** (0,075)	0,770*** (0,069)	0,811*** (0,049)	0,758*** (0,064)	0,764*** (0,056)
<i>SMB</i>	−0,002* (0,001)	−0,001 (0,002)	−0,003* (0,002)	−0,001 (0,001)	−0,001 (0,002)	−0,0002 (0,001)	−0,004*** (0,001)	−0,003 (0,002)	−0,004** (0,002)	−0,003** (0,001)	−0,003* (0,002)	−0,002 (0,002)
<i>HML</i>	−0,002* (0,001)	−0,004* (0,002)	0,001 (0,002)	−0,002 (0,001)	−0,003* (0,002)	−0,001 (0,001)	−0,001 (0,001)	−0,002 (0,002)	0,002 (0,002)	−0,001 (0,001)	−0,002 (0,002)	0,0002 (0,001)
<i>Acc</i>							−0,004*** (0,001)	−0,005*** (0,002)	−0,002 (0,002)	−0,005*** (0,001)	−0,005*** (0,001)	−0,004*** (0,001)
<i>Constante</i>	−0,075*** (0,015)	−0,077*** (0,024)	−0,057** (0,022)	−0,064*** (0,017)	−0,090*** (0,021)	−0,068*** (0,018)	−0,071*** (0,015)	−0,073*** (0,024)	−0,055** (0,022)	−0,060*** (0,016)	−0,086*** (0,020)	−0,064*** (0,018)
Obs.	167	167	167	167	167	167	167	167	167	167	167	167
R ²	0,634	0,401	0,433	0,599	0,457	0,510	0,660	0,432	0,440	0,644	0,491	0,546
R ² aj.	0,627	0,390	0,422	0,592	0,447	0,500	0,652	0,418	0,426	0,636	0,478	0,535
Est. F	94***	36***	41,478***	81***	46***	56***	79***	31***	32***	73***	39***	49***
<i>Obs.:</i>	*p<0,1; **p<0,05; ***p<0,01											

Tabela A.18
Séries temporais para o 3-fatores nas carteiras de Setor - Peru

	<i>Variável Dependente:</i>									
	Ind1	Ind2	Ind3	Ind4	Ind6	Ind8	Ind9	Ind10	Ind13	Ind14
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)
<i>Rm</i>	1,114*** (0,052)	0,920*** (0,026)	0,915*** (0,042)	0,937*** (0,042)	0,861*** (0,069)	1,043*** (0,035)	0,892*** (0,029)	0,985*** (0,054)	1,231*** (0,121)	0,932*** (0,045)
<i>SMB</i>	0,001 (0,001)	-0,002*** (0,001)	-0,002** (0,001)	-0,006*** (0,001)	-0,003 (0,002)	0,002* (0,001)	-0,003*** (0,001)	-0,001 (0,001)	0,001 (0,003)	-0,005*** (0,001)
<i>HML</i>	0,004*** (0,001)	0,0001 (0,001)	-0,001 (0,001)	0,002 (0,001)	0,002 (0,002)	-0,003*** (0,001)	0,001 (0,001)	0,0004 (0,001)	0,0001 (0,003)	0,003** (0,001)
<i>Constante</i>	0,039** (0,016)	-0,032*** (0,008)	-0,028** (0,013)	-0,029** (0,013)	-0,037* (0,022)	0,007 (0,011)	-0,042*** (0,009)	-0,009 (0,017)	0,086** (0,038)	-0,029** (0,014)
Obs.	167	167	167	167	167	167	167	167	167	167
R ²	0,751	0,888	0,753	0,761	0,489	0,852	0,853	0,673	0,391	0,734
R ² aj.	0,746	0,886	0,748	0,757	0,479	0,849	0,850	0,667	0,380	0,729
Est. F	163***	432***	166***	173***	52***	313***	315***	112***	35***	150***

Obs.:

*p<0,1; **p<0,05; ***p<0,01

Tabela A.19
Séries temporais para o 3-fatores e fator *accruals* nas carteiras de Setor - Peru

	<i>Variável Dependente:</i>									
	Ind1 (1)	Ind2 (2)	Ind3 (3)	Ind4 (4)	Ind6 (5)	Ind8 (6)	Ind9 (7)	Ind10 (8)	Ind13 (9)	Ind14 (10)
<i>Rm</i>	1,112*** (0,052)	0,920*** (0,026)	0,912*** (0,042)	0,936*** (0,042)	0,856*** (0,069)	1,035*** (0,033)	0,896*** (0,029)	0,997*** (0,052)	1,238*** (0,121)	0,938*** (0,044)
<i>SMB</i>	0,002 (0,001)	-0,002*** (0,001)	-0,002 (0,001)	-0,005*** (0,001)	-0,002 (0,002)	0,003*** (0,001)	-0,004*** (0,001)	-0,003* (0,001)	-0,0003 (0,003)	-0,006*** (0,001)
<i>HML</i>	0,004*** (0,001)	0,0001 (0,001)	-0,001 (0,001)	0,001 (0,001)	0,002 (0,002)	-0,004*** (0,001)	0,001 (0,001)	0,001 (0,001)	0,001 (0,003)	0,003*** (0,001)
<i>Acc</i>	0,001 (0,001)	-0,0002 (0,001)	0,001 (0,001)	0,0002 (0,001)	0,002 (0,002)	0,003*** (0,001)	-0,001** (0,001)	-0,004*** (0,001)	-0,003 (0,003)	-0,002** (0,001)
<i>Constante</i>	0,038** (0,016)	-0,032*** (0,008)	-0,029** (0,013)	-0,029** (0,013)	-0,039* (0,022)	0,004 (0,011)	-0,040*** (0,009)	-0,005 (0,016)	0,088** (0,038)	-0,027* (0,014)
Obs.	167	167	167	167	167	167	167	167	167	167
R ²	0,752	0,888	0,755	0,761	0,494	0,863	0,858	0,698	0,395	0,743
R ² aj.	0,746	0,886	0,749	0,755	0,481	0,860	0,854	0,691	0,380	0,736
Est. F	123***	322***	125***	129***	39***	255***	244***	94***	26***	117***

Obs.:

*p<0,1; **p<0,05; ***p<0,01

Tabela A.20
Séries temporais para o 4-fatores e fator *accruals* nas carteiras de *accruals* - Peru

<i>Variável Dependente:</i>												
	4-fatores						4-fatores e fator <i>accruals</i>					
	Cart.1	Cart.2	Cart.3	Cart.4	Cart.5	Cart.6	Cart.1	Cart.2	Cart.3	Cart.4	Cart.5	Cart.6
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)
<i>Rm</i>	0,787*** (0,049)	0,770*** (0,079)	0,763*** (0,072)	0,810*** (0,054)	0,760*** (0,069)	0,762*** (0,060)	0,793*** (0,048)	0,779*** (0,077)	0,766*** (0,072)	0,819*** (0,051)	0,768*** (0,067)	0,770*** (0,058)
<i>SMB</i>	-0,002** (0,001)	-0,001 (0,002)	-0,003* (0,002)	-0,002 (0,001)	-0,001 (0,002)	-0,0004 (0,002)	-0,004*** (0,001)	-0,003 (0,002)	-0,004** (0,002)	-0,003** (0,001)	-0,003* (0,002)	-0,002 (0,002)
<i>HML</i>	-0,002 (0,001)	-0,003 (0,002)	0,001 (0,002)	-0,001 (0,001)	-0,002 (0,002)	-0,0004 (0,002)	-0,001 (0,001)	-0,002 (0,002)	0,002 (0,002)	-0,0003 (0,001)	-0,002 (0,002)	0,0004 (0,002)
<i>WML</i>	0,001 (0,001)	0,001 (0,001)	-0,0001 (0,001)	0,001 (0,001)	0,001 (0,001)	0,001 (0,001)	0,001 (0,001)	0,0002 (0,001)	-0,0003 (0,001)	0,001 (0,001)	0,001 (0,001)	0,0005 (0,001)
<i>Acc</i>							-0,003*** (0,001)	-0,005*** (0,002)	-0,002 (0,002)	-0,005*** (0,001)	-0,005*** (0,001)	-0,004*** (0,001)
<i>Constante</i>	-0,069*** (0,016)	-0,075*** (0,025)	-0,058** (0,023)	-0,060*** (0,017)	-0,085*** (0,022)	-0,065*** (0,019)	-0,067*** (0,015)	-0,072*** (0,025)	-0,056** (0,023)	-0,057*** (0,016)	-0,082*** (0,021)	-0,062*** (0,018)
Obs.	167	167	167	167	167	167	167	167	167	167	167	167
R ²	0,638	0,402	0,433	0,601	0,460	0,511	0,663	0,432	0,440	0,645	0,492	0,547
R ² aj.	0,629	0,387	0,419	0,591	0,446	0,499	0,652	0,415	0,423	0,634	0,476	0,533
Est. F	71***	27***	31***	61***	34***	42***	63***	25***	25***	59***	31***	39***

Obs.: *p<0,1; **p<0,05; ***p<0,01

Tabela A.21
Séries temporais para o 4-fatores nas carteiras de Setor - Peru

	<i>Variável Dependente:</i>									
	Ind1	Ind2	Ind3	Ind4	Ind6	Ind8	Ind9	Ind10	Ind13	Ind14
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)
<i>Rm</i>	1,129*** (0,053)	0,937*** (0,026)	0,918*** (0,043)	0,947*** (0,043)	0,867*** (0,072)	1,040*** (0,036)	0,904*** (0,030)	0,978*** (0,056)	1,227*** (0,125)	0,912*** (0,046)
<i>SMB</i>	0,001 (0,001)	-0,002*** (0,001)	-0,002** (0,001)	-0,006*** (0,001)	-0,003 (0,002)	0,002* (0,001)	-0,003*** (0,001)	-0,001 (0,001)	0,001 (0,003)	-0,005*** (0,001)
<i>HML</i>	0,004*** (0,001)	0,001 (0,001)	-0,001 (0,001)	0,002* (0,001)	0,002 (0,002)	-0,003*** (0,001)	0,001 (0,001)	0,0001 (0,001)	-0,0001 (0,003)	0,002* (0,001)
<i>WML</i>	0,001 (0,001)	0,001** (0,0005)	0,0002 (0,001)	0,001 (0,001)	0,0004 (0,001)	-0,0002 (0,001)	0,001 (0,001)	-0,001 (0,001)	-0,0003 (0,002)	-0,001* (0,001)
<i>Constante</i>	0,043** (0,017)	-0,027*** (0,008)	-0,027** (0,014)	-0,026* (0,014)	-0,036 (0,023)	0,006 (0,011)	-0,038*** (0,010)	-0,011 (0,018)	0,085** (0,040)	-0,036** (0,015)
Obs.	167	167	167	167	167	167	167	167	167	167
R ²	0,752	0,893	0,753	0,762	0,489	0,852	0,855	0,673	0,391	0,738
R ² aj.	0,746	0,890	0,747	0,756	0,477	0,848	0,852	0,665	0,376	0,732
Est. F	123***	337***	123***	130***	39***	233***	239***	83***	26***	114***

Obs.:

*p<0,1; **p<0,05; ***p<0,01

Tabela A.22
Séries temporais para o 4-fatores e fator *accruals* nas carteiras de Setor - Peru

	<i>Variável Dependente:</i>									
	Ind1	Ind2	Ind3	Ind4	Ind6	Ind8	Ind9	Ind10	Ind13	Ind14
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)
<i>Rm</i>	1,128*** (0,053)	0,937*** (0,026)	0,916*** (0,043)	0,946*** (0,044)	0,863*** (0,071)	1,036*** (0,035)	0,906*** (0,030)	0,985*** (0,054)	1,232*** (0,125)	0,916*** (0,045)
<i>SMB</i>	0,002 (0,001)	-0,002*** (0,001)	-0,002* (0,001)	-0,006*** (0,001)	-0,002 (0,002)	0,003*** (0,001)	-0,004*** (0,001)	-0,002* (0,001)	-0,0002 (0,003)	-0,006*** (0,001)
<i>HML</i>	0,004*** (0,001)	0,001 (0,001)	-0,001 (0,001)	0,002 (0,001)	0,002 (0,002)	-0,004*** (0,001)	0,001* (0,001)	0,001 (0,001)	0,0004 (0,003)	0,003** (0,001)
<i>WML</i>	0,001 (0,001)	0,001** (0,0005)	0,0003 (0,001)	0,001 (0,001)	0,001 (0,001)	0,00004 (0,001)	0,001 (0,001)	-0,001 (0,001)	-0,0005 (0,002)	-0,002* (0,001)
<i>Acc</i>	0,001 (0,001)	-0,00003 (0,001)	0,001 (0,001)	0,0003 (0,001)	0,002 (0,002)	0,003*** (0,001)	-0,001** (0,001)	-0,004*** (0,001)	-0,003 (0,003)	-0,002** (0,001)
<i>Constante</i>	0,043** (0,017)	-0,027*** (0,008)	-0,028** (0,014)	-0,026* (0,014)	-0,037 (0,023)	0,004 (0,011)	-0,037*** (0,009)	-0,009 (0,017)	0,086** (0,040)	-0,034** (0,014)
Obs.	167	167	167	167	167	167	167	167	167	167
R ²	0,754	0,893	0,755	0,763	0,494	0,863	0,859	0,699	0,395	0,749
R ² aj.	0,746	0,889	0,747	0,755	0,478	0,859	0,855	0,690	0,376	0,741
Est. F	99***	268***	99***	103***	31***	203***	197***	75***	21***	96***

Obs.:

*p<0,1; **p<0,05; ***p<0,01

Tabela A.23
Estatística GRS - Peru

Carteiras de <i>accruals</i>						
	CAPM	CAPM Acc	3-Fat	3-Fat Acc	4-Fat	4-Fat Acc
Estatística GRS	1007,967	1065,751	1234,281	1340,155	1019,606	1141,959
Graus de Liberdade	6, 160	6, 159	6, 158	6, 157	6, 157	6, 156
Valor Crítico (5%)	2,156	2,156	2,156	2,157	2,157	2,157
P-Valor	0	0	0	0	0	0
Carteiras de Setor						
	CAPM	CAPM Acc	3-fat	3-fat Acc	4-fat	4-fat Acc
Estatística GRS	2838,285	2970,28	2798,117	2766,732	2412,355	2426,973
Graus de Liberdade	10, 156	10, 155	10, 154	10, 153	10, 153	10, 152
Valor Crítico (5%)	1,892	1,892	1,893	1,893	1,893	1,893
P-Valor	0	0	0	0	0	0

A.3 México

Tabela A.25
Séries temporais para o CAPM e fator *accruals* nas carteiras de Setor - México

<i>Variável Dependente:</i>												
	CAPM						CAPM e fator <i>accruals</i>					
	Ind2	Ind4	Ind6	Ind8	Ind9	Ind11	Ind2	Ind4	Ind6	Ind8	Ind9	Ind11
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)
<i>Rm</i>	0,966*** (0,014)	1,000*** (0,019)	0,996*** (0,017)	1,025*** (0,013)	0,993*** (0,011)	0,992*** (0,024)	0,963*** (0,014)	0,997*** (0,019)	0,990*** (0,017)	1,023*** (0,013)	0,990*** (0,011)	0,997*** (0,024)
<i>Acc</i>							0,001 (0,001)	0,001 (0,001)	0,002*** (0,001)	0,001 (0,001)	0,001* (0,001)	-0,002 (0,001)
<i>Constante</i>	-0,017** (0,007)	-0,004 (0,009)	-0,003 (0,008)	0,014** (0,006)	-0,005 (0,005)	-0,004 (0,011)	-0,018*** (0,007)	-0,005 (0,009)	-0,005 (0,008)	0,013** (0,006)	-0,006 (0,005)	-0,002 (0,011)
<i>Obs.</i>	180	180	180	180	180	180	180	180	180	180	180	180
<i>R²</i>	0,963	0,941	0,948	0,971	0,978	0,904	0,964	0,941	0,951	0,971	0,979	0,905
<i>R² aj.</i>	0,963	0,940	0,948	0,971	0,978	0,903	0,963	0,940	0,950	0,971	0,979	0,904
<i>Est. F</i>	4676***	2826***	3278***	5952***	8052***	1669***	2351***	1412***	1700***	2980***	4091***	841***
<i>Obs.:</i>	*p<0,1; **p<0,05; ***p<0,01											

Tabela A.26
Séries temporais para o 3-fatores e fator *accruals* nas carteiras de *accruals* - México

<i>Variável Dependente:</i>												
	3-fatores						3-fatores e fator <i>accruals</i>					
	Cart.1	Cart.2	Cart.3	Cart.4	Cart.5	Cart.6	Cart.1	Cart.2	Cart.3	Cart.4	Cart.5	Cart.6
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)
<i>Rm</i>	0,948*** (0,031)	0,973*** (0,030)	0,933*** (0,028)	0,947*** (0,035)	0,913*** (0,038)	0,934*** (0,036)	0,948*** (0,031)	0,972*** (0,031)	0,932*** (0,028)	0,948*** (0,035)	0,914*** (0,039)	0,932*** (0,036)
<i>SMB</i>	-0,001 (0,001)	-0,001 (0,001)	0,001 (0,001)	-0,0001 (0,002)	0,001 (0,002)	-0,00002 (0,002)	-0,0003 (0,002)	-0,0002 (0,002)	0,001 (0,002)	-0,0003 (0,002)	0,0004 (0,002)	0,001 (0,002)
<i>HML</i>	-0,004*** (0,001)	-0,002 (0,001)	-0,005*** (0,001)	-0,003 (0,002)	-0,001 (0,002)	-0,002 (0,002)	-0,004** (0,002)	-0,003* (0,001)	-0,005*** (0,001)	-0,002 (0,002)	-0,001 (0,002)	-0,002 (0,002)
<i>Acc</i>							0,0004 (0,002)	0,001 (0,002)	0,001 (0,002)	-0,001 (0,002)	-0,001 (0,003)	0,001 (0,002)
<i>Constante</i>	-0,027* (0,014)	-0,019 (0,014)	-0,050*** (0,013)	-0,021 (0,016)	-0,032* (0,018)	-0,030* (0,017)	-0,027* (0,014)	-0,020 (0,014)	-0,050*** (0,013)	-0,021 (0,016)	-0,032* (0,018)	-0,031* (0,017)
Obs.	154	154	154	154	154	154	154	154	154	154	154	154
R ²	0,862	0,872	0,879	0,829	0,791	0,818	0,863	0,872	0,879	0,829	0,791	0,818
R ² aj.	0,860	0,870	0,876	0,825	0,787	0,814	0,859	0,869	0,876	0,824	0,786	0,813
Est. F	314***	341***	363***	242***	189***	224***	234***	255***	271***	180***	141***	168***
<i>Obs.:</i>									*p<0,1; **p<0,05; ***p<0,01			

Tabela A.27
Séries temporais para o 3-fatores e fator *accruals* nas carteiras de Setor - México

<i>Variável Dependente:</i>												
	3-fatores						3-fatores e fator <i>accruals</i>					
	Ind2 (1)	Ind4 (2)	Ind6 (3)	Ind8 (4)	Ind9 (5)	Ind11 (6)	Ind2 (7)	Ind4 (8)	Ind6 (9)	Ind8 (10)	Ind9 (11)	Ind11 (12)
<i>Rm</i>	0,965*** (0,014)	0,995*** (0,019)	0,999*** (0,016)	1,028*** (0,013)	0,992*** (0,011)	0,993*** (0,025)	0,966*** (0,014)	0,995*** (0,019)	0,997*** (0,016)	1,025*** (0,013)	0,989*** (0,011)	0,997*** (0,025)
<i>SMB</i>	-0,002*** (0,001)	-0,001 (0,001)	-0,002*** (0,001)	0,0003 (0,001)	-0,0003 (0,001)	0,001 (0,001)	-0,002** (0,001)	-0,001 (0,001)	-0,002* (0,001)	0,001 (0,001)	0,0004 (0,001)	0,0002 (0,001)
<i>HML</i>	0,0005 (0,001)	0,001* (0,001)	-0,001 (0,001)	-0,001 (0,001)	0,0004 (0,0005)	-0,001 (0,001)	0,001 (0,001)	0,001 (0,001)	-0,001 (0,001)	-0,001** (0,001)	-0,0001 (0,001)	-0,0001 (0,001)
<i>Acc</i>							-0,0002 (0,001)	0,0003 (0,001)	0,001 (0,001)	0,001* (0,001)	0,001** (0,001)	-0,002 (0,002)
<i>Constante</i>	-0,018*** (0,007)	-0,005 (0,009)	-0,004 (0,008)	0,014** (0,006)	-0,006 (0,005)	-0,003 (0,012)	-0,018*** (0,007)	-0,005 (0,009)	-0,005 (0,008)	0,013** (0,006)	-0,006 (0,005)	-0,002 (0,012)
Obs.	180	180	180	180	180	180	180	180	180	180	180	180
R ²	0,965	0,942	0,956	0,971	0,978	0,904	0,965	0,942	0,956	0,972	0,979	0,905
R ² aj.	0,965	0,941	0,955	0,971	0,978	0,903	0,965	0,940	0,955	0,971	0,978	0,903
Est. F	1632***	948***	1260***	1996***	2664***	554***	1218***	707***	949***	1515***	2032***	416***

Obs.:

*p<0,1; **p<0,05; ***p<0,01

Tabela A.28
Séries temporais para o 4-fatores e fator *accruals* nas carteiras de *accruals* - México

<i>Variável Dependente:</i>												
	4-fatores						4-fatores e fator <i>accruals</i>					
	Cart.1	Cart.2	Cart.3	Cart.4	Cart.5	Cart.6	Cart.1	Cart.2	Cart.3	Cart.4	Cart.5	Cart.6
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)
<i>Rm</i>	0,946*** (0,030)	0,971*** (0,030)	0,931*** (0,028)	0,944*** (0,034)	0,909*** (0,037)	0,931*** (0,035)	0,945*** (0,030)	0,969*** (0,030)	0,930*** (0,028)	0,944*** (0,034)	0,909*** (0,038)	0,928*** (0,035)
<i>SMB</i>	-0,001 (0,001)	-0,001 (0,001)	0,0005 (0,001)	-0,0003 (0,002)	0,001 (0,002)	-0,0002 (0,002)	-0,0003 (0,002)	-0,0001 (0,002)	0,001 (0,002)	-0,0002 (0,002)	0,001 (0,002)	0,001 (0,002)
<i>HML</i>	-0,002 (0,002)	-0,0002 (0,002)	-0,003** (0,001)	0,0004 (0,002)	0,002 (0,002)	0,001 (0,002)	-0,002 (0,002)	-0,001 (0,002)	-0,004** (0,002)	0,0003 (0,002)	0,002 (0,002)	0,0001 (0,002)
<i>WML</i>	0,004*** (0,001)	0,004*** (0,001)	0,002 (0,001)	0,005*** (0,002)	0,005*** (0,002)	0,005*** (0,002)	0,004*** (0,001)	0,004*** (0,001)	0,002* (0,001)	0,005*** (0,002)	0,005*** (0,002)	0,005*** (0,002)
<i>Acc</i>							0,001 (0,002)	0,002 (0,002)	0,001 (0,002)	0,0002 (0,002)	0,00002 (0,002)	0,002 (0,002)
<i>Constante</i>	-0,029** (0,014)	-0,021 (0,014)	-0,051*** (0,013)	-0,024 (0,016)	-0,034** (0,017)	-0,032** (0,016)	-0,029** (0,014)	-0,021 (0,014)	-0,051*** (0,013)	-0,024 (0,016)	-0,034** (0,017)	-0,033** (0,016)
Obs.	154	154	154	154	154	154	154	154	154	154	154	154
R ²	0,870	0,878	0,881	0,841	0,804	0,828	0,870	0,878	0,881	0,841	0,804	0,829
R ² aj.	0,866	0,874	0,878	0,836	0,799	0,823	0,865	0,874	0,877	0,835	0,798	0,823
Est. F	249***	268***	276***	197***	153***	179***	198***	214***	220***	156***	122***	143***

Obs.:

*p<0,1; **p<0,05; ***p<0,01

Tabela A.29
Séries temporais para o 4-fatores e fator *accruals* nas carteiras de Setor - México

<i>Variável Dependente:</i>												
	4-fatores						4-fatores e fator <i>accruals</i>					
	Ind2	Ind4	Ind6	Ind8	Ind9	Ind11	Ind2	Ind4	Ind6	Ind8	Ind9	Ind11
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)
<i>Rm</i>	0,964*** (0,014)	0,997*** (0,019)	0,999*** (0,016)	1,027*** (0,013)	0,991*** (0,011)	0,993*** (0,025)	0,964*** (0,014)	0,997*** (0,019)	0,996*** (0,017)	1,024*** (0,013)	0,988*** (0,011)	0,996*** (0,025)
<i>SMB</i>	−0,002*** (0,001)	−0,001 (0,001)	−0,002*** (0,001)	0,0002 (0,001)	−0,0003 (0,001)	0,001 (0,001)	−0,002** (0,001)	−0,001 (0,001)	−0,002* (0,001)	0,001 (0,001)	0,0005 (0,001)	0,0003 (0,001)
<i>HML</i>	0,001** (0,001)	0,001 (0,001)	−0,0004 (0,001)	−0,0003 (0,001)	0,001 (0,001)	−0,0004 (0,001)	0,001* (0,001)	0,001 (0,001)	−0,001 (0,001)	−0,001 (0,001)	0,0004 (0,001)	0,0001 (0,001)
<i>WML</i>	0,002*** (0,001)	−0,002** (0,001)	0,001 (0,001)	0,001* (0,001)	0,001* (0,001)	0,001 (0,001)	0,002*** (0,001)	−0,002* (0,001)	0,001 (0,001)	0,001** (0,001)	0,001* (0,001)	0,001 (0,001)
<i>Acc</i>							0,00001 (0,001)	0,0001 (0,001)	0,001 (0,001)	0,002* (0,001)	0,002** (0,001)	−0,002 (0,002)
<i>Constante</i>	−0,019*** (0,006)	−0,004 (0,009)	−0,005 (0,008)	0,013** (0,006)	−0,006 (0,005)	−0,004 (0,012)	−0,019*** (0,006)	−0,004 (0,009)	−0,006 (0,008)	0,012** (0,006)	−0,007 (0,005)	−0,003 (0,012)
Obs.	180	180	180	180	180	180	180	180	180	180	180	180
R ²	0,967	0,943	0,956	0,972	0,979	0,904	0,967	0,943	0,956	0,973	0,979	0,905
R ² aj.	0,966	0,942	0,955	0,971	0,978	0,902	0,966	0,941	0,955	0,972	0,979	0,902
F Statistid	280***	724***	943***	1520***	2022***	414***	1018***	576***	758***	1236***	1653***	331***

Obs.:

*p<0,1; **p<0,05; ***p<0,01

Tabela A.30
Estatística GRS - México

Carteiras de <i>accruals</i>						
	CAPM	CAPM Acc	3-fat	3-fat Acc	4-fat	4-fat Acc
Estatística GRS	433,489	414,394	455,447	452,747	469,255	468,565
Graus de Liberdade	6, 147	6, 146	6, 145	6, 144	6, 144	6, 143
Valor Crítico (5%)	2,161	2,161	2,162	2,162	2,162	2,163
P-Valor	0	0	0	0	0	0
Carteiras de Setor						
	CAPM	CAPM Acc	3-fat	3-fat Acc	4-fat	4-fat Acc
Estatística GRS	443,979	473,781	516,109	504,214	529,625	519,887
Graus de Liberdade	6, 173	6, 172	6, 171	6, 170	6, 170	6, 169
Valor Crítico (5%)	2,151	2,152	2,152	2,152	2,152	2,153
P-Valor	0	0	0	0	0	0

A.4 Argentina

Tabela A.31
Séries temporais para o CAPM e fator *accruals* nas carteiras de *accruals* - Argentina

<i>Variável Dependente:</i>												
	Cart.1	Cart.2	Cart.3	Cart.4	Cart.5	Cart.6	Cart.1	Cart.2	Cart.3	Cart.4	Cart.5	Cart.6
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)
<i>Rm</i>	1,019*** (0,014)	0,994*** (0,017)	0,995*** (0,013)	0,999*** (0,013)	1,022*** (0,014)	1,010*** (0,013)	1,020*** (0,014)	0,994*** (0,017)	0,993*** (0,014)	0,998*** (0,013)	1,020*** (0,014)	1,007*** (0,014)
<i>Acc</i>							0,001 (0,002)	0,00002 (0,002)	−0,001 (0,002)	−0,001 (0,002)	−0,002 (0,002)	−0,003 (0,002)
<i>Constante</i>	0,0005 (0,017)	0,006 (0,021)	−0,009 (0,016)	0,010 (0,016)	0,041** (0,017)	−0,003 (0,016)	0,002 (0,017)	0,006 (0,021)	−0,011 (0,017)	0,009 (0,016)	0,038** (0,017)	−0,007 (0,017)
<i>Obs.</i>	174	174	174	174	174	174	174	174	174	174	174	174
<i>R²</i>	0,969	0,951	0,970	0,972	0,969	0,970	0,969	0,951	0,970	0,972	0,969	0,971
<i>R² aj.</i>	0,969	0,951	0,970	0,972	0,969	0,970	0,968	0,951	0,970	0,972	0,969	0,970
<i>Est. F</i>	5322***	3368***	5529***	6036***	5334***	5617***	2653***	1674***	2759***	3003***	2664***	2831***

Obs.:

*p<0,1; **p<0,05; ***p<0,01

Tabela A.32
Séries temporais para o CAPM nas carteiras de Setor - Argentina

<i>Variável Dependente:</i>														
	Ind1	Ind2	Ind4	Ind5	Ind6	Ind7	Ind8	Ind9	Ind10	Ind11	Ind12	Ind16	Ind17	Ind18
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)	(13)	(14)
<i>Rm</i>	0,809*** (0,046)	0,816*** (0,048)	0,797*** (0,047)	0,794*** (0,054)	0,773*** (0,047)	0,752*** (0,050)	0,799*** (0,047)	0,801*** (0,047)	0,824*** (0,045)	0,771*** (0,048)	0,796*** (0,048)	0,767*** (0,050)	0,743*** (0,048)	0,810*** (0,045)
<i>Constante</i>	-0,207*** (0,056)	-0,204*** (0,058)	-0,218*** (0,058)	-0,230*** (0,066)	-0,232*** (0,058)	-0,249*** (0,061)	-0,215*** (0,057)	-0,214*** (0,058)	-0,194*** (0,056)	-0,234*** (0,059)	-0,218*** (0,059)	-0,240*** (0,061)	-0,255*** (0,059)	-0,200*** (0,055)
Obs.	174	174	174	174	174	174	174	174	174	174	174	174	174	174
R ²	0,645	0,631	0,623	0,556	0,607	0,571	0,629	0,627	0,656	0,599	0,616	0,581	0,581	0,656
R ² aj.	0,643	0,629	0,621	0,553	0,604	0,568	0,627	0,625	0,654	0,597	0,613	0,578	0,579	0,654
Est. F	312***	294***	285***	215***	265***	229***	291***	289***	328***	257***	275***	238***	239***	329***

Obs.:

*p<0,1; **p<0,05; ***p<0,01

Tabela A.33
Séries temporais para o CAPM e fator *accruals* nas carteiras de Setor - Argentina

<i>Variável Dependente:</i>														
	Ind1	Ind2	Ind4	Ind5	Ind6	Ind7	Ind8	Ind9	Ind10	Ind11	Ind12	Ind16	Ind17	Ind18
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)	(13)	(14)
<i>Rm</i>	0,797*** (0,046)	0,804*** (0,048)	0,784*** (0,048)	0,777*** (0,054)	0,762*** (0,048)	0,741*** (0,050)	0,787*** (0,047)	0,789*** (0,047)	0,812*** (0,046)	0,759*** (0,048)	0,784*** (0,048)	0,757*** (0,050)	0,728*** (0,048)	0,798*** (0,045)
<i>Acc</i>	-0,009 (0,006)	-0,010 (0,006)	-0,011* (0,006)	-0,014** (0,007)	-0,009 (0,006)	-0,009 (0,006)	-0,010 (0,006)	-0,010* (0,006)	-0,009 (0,006)	-0,010* (0,006)	-0,010* (0,006)	-0,008 (0,006)	-0,012** (0,006)	-0,010* (0,006)
<i>Constante</i>	-0,220*** (0,056)	-0,218*** (0,058)	-0,233*** (0,058)	-0,251*** (0,066)	-0,246*** (0,058)	-0,263*** (0,061)	-0,229*** (0,058)	-0,228*** (0,058)	-0,207*** (0,056)	-0,248*** (0,059)	-0,232*** (0,059)	-0,251*** (0,061)	-0,273*** (0,059)	-0,214*** (0,055)
Obs.	174	174	174	174	174	174	174	174	174	174	174	174	174	174
R ²	0,650	0,637	0,630	0,567	0,612	0,576	0,634	0,633	0,662	0,606	0,622	0,585	0,591	0,662
R ² aj.	0,646	0,633	0,626	0,562	0,608	0,571	0,630	0,629	0,658	0,602	0,617	0,580	0,586	0,658
Est. F	159***	150***	146***	112***	135***	116***	148***	148***	167***	132***	141***	120***	124***	168***

Obs.:

*p<0,1; **p<0,05; ***p<0,01

Tabela A.35
Séries temporais para o 3-fatores nas carteiras de Setor - Argentina

	<i>Variável Dependente:</i>													
	Ind1	Ind2	Ind4	Ind5	Ind6	Ind7	Ind8	Ind9	Ind10	Ind11	Ind12	Ind16	Ind17	Ind18
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)	(13)	(14)
<i>Rm</i>	0,812*** (0,045)	0,820*** (0,047)	0,802*** (0,047)	0,798*** (0,054)	0,777*** (0,047)	0,756*** (0,049)	0,803*** (0,046)	0,805*** (0,047)	0,828*** (0,045)	0,775*** (0,048)	0,800*** (0,047)	0,770*** (0,049)	0,747*** (0,048)	0,813*** (0,044)
<i>SMB</i>	-0,005 (0,005)	-0,004 (0,005)	-0,005 (0,005)	-0,003 (0,006)	-0,004 (0,005)	-0,004 (0,005)	-0,005 (0,005)	-0,006 (0,005)	-0,005 (0,005)	-0,002 (0,005)	-0,006 (0,005)	-0,007 (0,005)	-0,006 (0,005)	-0,006 (0,005)
<i>HML</i>	0,009* (0,005)	0,011** (0,005)	0,011** (0,005)	0,012** (0,006)	0,009* (0,005)	0,010* (0,005)	0,009* (0,005)	0,011** (0,005)	0,010** (0,005)	0,010* (0,005)	0,010** (0,005)	0,008 (0,005)	0,009* (0,005)	0,009* (0,005)
<i>Constante</i>	-0,197*** (0,056)	-0,192*** (0,058)	-0,205*** (0,057)	-0,217*** (0,066)	-0,222*** (0,058)	-0,239*** (0,061)	-0,206*** (0,057)	-0,203*** (0,057)	-0,183*** (0,055)	-0,223*** (0,059)	-0,207*** (0,058)	-0,232*** (0,061)	-0,246*** (0,059)	-0,191*** (0,054)
Obs.	174	174	174	174	174	174	174	174	174	174	174	174	174	174
R ²	0,654	0,644	0,638	0,568	0,617	0,583	0,640	0,641	0,668	0,609	0,629	0,591	0,594	0,667
R ² aj.	0,648	0,638	0,632	0,560	0,611	0,575	0,633	0,635	0,662	0,602	0,622	0,584	0,586	0,661
Est. F	107***	103***	100***	74***	91***	79***	101***	101***	114***	88***	96***	82***	83***	113***

Obs.:

*p<0,1; **p<0,05; ***p<0,01

Tabela A.36
Séries temporais para o 3-fatores e fator *accruals* nas carteiras de Setor - Argentina

<i>Variável Dependente:</i>														
	Ind1	Ind2	Ind4	Ind5	Ind6	Ind7	Ind8	Ind9	Ind10	Ind11	Ind12	Ind16	Ind17	Ind18
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)	(13)	(14)
<i>Rm</i>	0,798*** (0,046)	0,805*** (0,047)	0,785*** (0,047)	0,779*** (0,054)	0,762*** (0,047)	0,742*** (0,050)	0,788*** (0,047)	0,790*** (0,047)	0,813*** (0,045)	0,760*** (0,048)	0,784*** (0,048)	0,756*** (0,050)	0,728*** (0,048)	0,798*** (0,044)
<i>SMB</i>	-0,008 (0,005)	-0,007 (0,005)	-0,008 (0,005)	-0,006 (0,006)	-0,007 (0,005)	-0,007 (0,005)	-0,008 (0,005)	-0,009* (0,005)	-0,008 (0,005)	-0,005 (0,005)	-0,009* (0,005)	-0,009* (0,005)	-0,009* (0,005)	-0,009* (0,005)
<i>HML</i>	0,009* (0,005)	0,011** (0,005)	0,011** (0,005)	0,012** (0,005)	0,009* (0,005)	0,010* (0,005)	0,009* (0,005)	0,010** (0,005)	0,010** (0,005)	0,009* (0,005)	0,010** (0,005)	0,007 (0,005)	0,009* (0,005)	0,008* (0,005)
<i>Acc</i>	-0,012** (0,006)	-0,012** (0,006)	-0,013** (0,006)	-0,016** (0,007)	-0,012* (0,006)	-0,012* (0,006)	-0,012** (0,006)	-0,013** (0,006)	-0,012** (0,006)	-0,012* (0,006)	-0,013** (0,006)	-0,011* (0,006)	-0,015** (0,006)	-0,012** (0,006)
<i>Constante</i>	-0,216*** (0,056)	-0,210*** (0,058)	-0,226*** (0,057)	-0,242*** (0,066)	-0,240*** (0,058)	-0,256*** (0,061)	-0,224*** (0,057)	-0,222*** (0,057)	-0,201*** (0,055)	-0,241*** (0,059)	-0,227*** (0,058)	-0,249*** (0,061)	-0,269*** (0,059)	-0,210*** (0,055)
Obs.	174	174	174	174	174	174	174	174	174	174	174	174	174	174
R ²	0,663	0,652	0,649	0,581	0,626	0,591	0,648	0,651	0,676	0,617	0,638	0,598	0,608	0,676
R ² aj.	0,655	0,644	0,640	0,571	0,617	0,581	0,640	0,642	0,668	0,608	0,630	0,588	0,598	0,668
Est. F	83***	79***	78***	59***	71***	61***	78***	79***	88***	68***	75***	63***	65***	88***

Obs.:

*p<0,1; **p<0,05; ***p<0,01

Tabela A.37
Séries temporais para o 4-fatores e fator *accruals* nas carteiras de *accruals* - Argentina

<i>Variável Dependente:</i>												
	Cart.1	Cart.2	Cart.3	Cart.4	Cart.5	Cart.6	Cart.1	Cart.2	Cart.3	Cart.4	Cart.5	Cart.6
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)
<i>Rm</i>	1,020*** (0,014)	0,995*** (0,017)	0,998*** (0,014)	1,000*** (0,013)	1,024*** (0,014)	1,012*** (0,013)	1,021*** (0,014)	0,994*** (0,018)	0,996*** (0,014)	0,998*** (0,013)	1,020*** (0,014)	1,007*** (0,014)
<i>SMB</i>	-0,002 (0,001)	-0,002 (0,002)	-0,001 (0,001)	-0,003** (0,001)	-0,003** (0,001)	-0,004** (0,001)	-0,002 (0,002)	-0,002 (0,002)	-0,002 (0,001)	-0,004** (0,001)	-0,004** (0,002)	-0,004*** (0,001)
<i>HML</i>	0,002 (0,001)	-0,0003 (0,002)	0,001 (0,001)	-0,0004 (0,001)	0,002 (0,001)	0,001 (0,001)	0,002 (0,001)	-0,0003 (0,002)	0,001 (0,001)	-0,0004 (0,001)	0,002 (0,001)	0,001 (0,001)
<i>WML</i>	0,001 (0,002)	0,001 (0,002)	0,002 (0,002)	0,001 (0,001)	0,001 (0,002)	0,002 (0,002)	0,001 (0,002)	0,001 (0,002)	0,002 (0,002)	0,001 (0,001)	0,001 (0,002)	0,001 (0,002)
<i>Acc</i>							0,001 (0,002)	-0,001 (0,002)	-0,002 (0,002)	-0,002 (0,002)	-0,003 (0,002)	-0,004** (0,002)
<i>Constante</i>	0,003 (0,017)	0,006 (0,021)	-0,006 (0,017)	0,009 (0,016)	0,044** (0,017)	-0,001 (0,016)	0,003 (0,018)	0,005 (0,022)	-0,009 (0,017)	0,007 (0,016)	0,039** (0,017)	-0,008 (0,016)
Obs.	174	174	174	174	174	174	174	174	174	174	174	174
R ²	0,970	0,952	0,970	0,973	0,970	0,972	0,970	0,952	0,971	0,973	0,971	0,973
R ² aj.	0,969	0,951	0,970	0,973	0,969	0,971	0,969	0,950	0,970	0,973	0,970	0,972
Est. F	1344***	835***	1385***	1541***	1374***	1450***	1070***	664***	1109***	1232***	1108***	1191***

Obs.:

*p<0,1; **p<0,05; ***p<0,01

Tabela A.38
Séries temporais para o 4-fatores nas carteiras de Setor - Argentina

<i>Variável Dependente:</i>															
	Ind1	Ind2	Ind4	Ind5	Ind6	Ind7	Ind8	Ind9	Ind10	Ind11	Ind12	Ind16	Ind17	Ind18	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)	(13)	(14)	(15)
<i>Rm</i>	0,821*** (0,046)	0,830*** (0,048)	0,811*** (0,047)	0,811*** (0,054)	0,784*** (0,048)	0,761*** (0,050)	0,812*** (0,047)	0,812*** (0,047)	0,815*** (0,047)	0,839*** (0,045)	0,783*** (0,049)	0,810*** (0,048)	0,775*** (0,050)	0,750*** (0,049)	0,820*** (0,045)
<i>SMB</i>	-0,005 (0,005)	-0,004 (0,005)	-0,005 (0,005)	-0,002 (0,006)	-0,004 (0,005)	-0,004 (0,005)	-0,005 (0,005)	-0,005 (0,005)	-0,005 (0,005)	-0,004 (0,005)	-0,002 (0,005)	-0,006 (0,005)	-0,007 (0,005)	-0,006 (0,005)	-0,005 (0,005)
<i>HML</i>	0,009* (0,005)	0,012** (0,005)	0,012** (0,005)	0,013** (0,006)	0,010** (0,005)	0,010** (0,005)	0,010** (0,005)	0,010** (0,005)	0,011** (0,005)	0,011** (0,005)	0,010** (0,005)	0,011** (0,005)	0,008 (0,005)	0,009* (0,005)	0,009* (0,005)
<i>WML</i>	0,006 (0,005)	0,007 (0,006)	0,006 (0,005)	0,008 (0,006)	0,005 (0,006)	0,004 (0,006)	0,006 (0,005)	0,006 (0,005)	0,007 (0,005)	0,008 (0,005)	0,006 (0,006)	0,007 (0,006)	0,003 (0,006)	0,002 (0,006)	0,005 (0,005)
<i>Constante</i>	-0,191*** (0,056)	-0,183*** (0,058)	-0,198*** (0,058)	-0,207*** (0,066)	-0,216*** (0,058)	-0,234*** (0,061)	-0,198*** (0,057)	-0,198*** (0,057)	-0,194*** (0,058)	-0,174*** (0,055)	-0,215*** (0,059)	-0,199*** (0,059)	-0,228*** (0,061)	-0,243*** (0,059)	-0,185*** (0,055)
Obs.	174	174	174	174	174	174	174	174	174	174	174	174	174	174	174
R ²	0,657	0,648	0,641	0,572	0,619	0,584	0,643	0,643	0,644	0,672	0,611	0,632	0,592	0,594	0,669
R ² aj.	0,648	0,639	0,633	0,562	0,610	0,574	0,634	0,634	0,636	0,664	0,602	0,623	0,582	0,584	0,661
Est. F	81***	78***	75***	57***	69***	59***	75***	75***	76***	87***	66***	73***	61***	62***	85***

Obs.:

*p<0,1; **p<0,05; ***p<0,01

Tabela A.39
Séries temporais para o 4-fatores e fator *accruals* nas carteiras de Setor - Argentina

<i>Variável Dependente:</i>														
	Ind1	Ind2	Ind4	Ind5	Ind6	Ind7	Ind8	Ind9	Ind10	Ind11	Ind12	Ind16	Ind17	Ind18
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)	(13)	(14)
<i>Rm</i>	0,805*** (0,046)	0,815*** (0,048)	0,793*** (0,047)	0,790*** (0,055)	0,769*** (0,048)	0,746*** (0,051)	0,796*** (0,047)	0,799*** (0,047)	0,824*** (0,046)	0,768*** (0,049)	0,793*** (0,048)	0,760*** (0,051)	0,729*** (0,049)	0,804*** (0,045)
<i>SMB</i>	-0,007 (0,005)	-0,007 (0,005)	-0,008 (0,005)	-0,006 (0,006)	-0,007 (0,005)	-0,007 (0,005)	-0,007 (0,005)	-0,008 (0,005)	-0,007 (0,005)	-0,004 (0,005)	-0,008 (0,005)	-0,009* (0,005)	-0,009* (0,005)	-0,008* (0,005)
<i>HML</i>	0,009* (0,005)	0,011** (0,005)	0,012** (0,005)	0,012** (0,006)	0,010** (0,005)	0,010* (0,005)	0,010** (0,005)	0,011** (0,005)	0,010** (0,005)	0,010** (0,005)	0,010** (0,005)	0,008 (0,005)	0,009* (0,005)	0,009* (0,005)
<i>WML</i>	0,005 (0,005)	0,006 (0,005)	0,005 (0,005)	0,007 (0,006)	0,004 (0,006)	0,003 (0,006)	0,005 (0,005)	0,006 (0,005)	0,007 (0,005)	0,005 (0,006)	0,006 (0,006)	0,003 (0,006)	0,001 (0,006)	0,004 (0,005)
<i>Acc</i>	-0,012* (0,006)	-0,012* (0,006)	-0,013** (0,006)	-0,015** (0,007)	-0,011* (0,006)	-0,011* (0,006)	-0,012* (0,006)	-0,012** (0,006)	-0,011* (0,006)	-0,011* (0,006)	-0,012** (0,006)	-0,011 (0,006)	-0,015** (0,006)	-0,012** (0,006)
<i>Constante</i>	-0,209*** (0,057)	-0,202*** (0,058)	-0,219*** (0,058)	-0,232*** (0,067)	-0,234*** (0,059)	-0,252*** (0,062)	-0,217*** (0,058)	-0,214*** (0,058)	-0,192*** (0,056)	-0,234*** (0,060)	-0,219*** (0,059)	-0,245*** (0,062)	-0,268*** (0,059)	-0,205*** (0,055)
Obs.	174	174	174	174	174	174	174	174	174	174	174	174	174	174
R ²	0,664	0,655	0,650	0,585	0,627	0,591	0,650	0,653	0,679	0,619	0,641	0,598	0,608	0,677
R ² aj.	0,654	0,645	0,640	0,572	0,616	0,579	0,640	0,643	0,670	0,608	0,630	0,586	0,596	0,667
Est. F	66***	64***	63***	47***	56***	49***	62***	63***	71***	55***	60***	50***	52***	70***

Obs.:

*p<0,1; **p<0,05; ***p<0,01

Tabela A.40
Estatística GRS - Argentina

Carteiras de <i>accruals</i>						
	CAPM	CAPM Acc	3-fat	3-fat Acc	4-fat	4-fat Acc
Estatística GRS	404,775	404,124	432,872	424,745	412,280	399,633
Graus de Liberdade	6, 167	6, 166	6, 165	6, 164	6, 164	6, 163
Valor Crítico (5%)	2,153	2,154	2,154	2,154	2,154	2,155
P-Valor	0	0	0	0	0	0
Carteiras de Setor						
	CAPM	CAPM Acc	3-fat	3-fat Acc	4-fat	4-fat Acc
Estatística GRS	349,366	373,797	349,272	400,166	383,277	441,442
Graus de Liberdade	14, 159	14, 158	14, 157	14, 156	14, 156	14, 155
Valor Crítico (5%)	1,754	1,755	1,755	1,756	1,756	1,756
P-Valor	0	0	0	0	0	0

A.5 Chile

Tabela A.41
Séries temporais para o CAPM e fator *accruals* nas carteiras de *accruals* - Chile

<i>Variável Dependente:</i>												
	Cart.1	Cart.2	Cart.3	Cart.4	Cart.5	Cart.6	Cart.1	Cart.2	Cart.3	Cart.4	Cart.5	Cart.6
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)
<i>Rm</i>	0,868*** (0,052)	0,852*** (0,026)	0,851*** (0,024)	0,847*** (0,031)	0,856*** (0,029)	0,837*** (0,029)	0,867*** (0,053)	0,850*** (0,026)	0,850*** (0,024)	0,847*** (0,032)	0,850*** (0,029)	0,837*** (0,030)
<i>Acc</i>							-0,0002 (0,003)	-0,001 (0,002)	-0,001 (0,001)	-0,0003 (0,002)	-0,002 (0,002)	0,0002 (0,002)
<i>Constante</i>	-0,053*** (0,018)	-0,049*** (0,009)	-0,041*** (0,008)	-0,053*** (0,010)	-0,035*** (0,010)	-0,052*** (0,010)	-0,053*** (0,018)	-0,049*** (0,009)	-0,041*** (0,008)	-0,053*** (0,011)	-0,037*** (0,010)	-0,052*** (0,010)
<i>Obs.</i>	180	180	180	180	180	180	180	180	180	180	180	180
<i>R²</i>	0,609	0,861	0,880	0,807	0,832	0,820	0,609	0,862	0,880	0,807	0,834	0,820
<i>R² aj.</i>	0,607	0,861	0,879	0,806	0,831	0,819	0,605	0,860	0,879	0,805	0,832	0,818
<i>Est. F</i>	278***	1106***	1307***	747***	883***	812***	138***	551***	651***	371***	443***	404***

Obs.:

*p<0,1; **p<0,05; ***p<0,01

Tabela A.42
Séries temporais para o CAPM nas carteiras de Setor - Chile

	<i>Variável Dependente:</i>													
	Ind1	Ind2	Ind3	Ind4	Ind5	Ind6	Ind7	Ind8	Ind9	Ind10	Ind11	Ind12	Ind14	Ind15
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)	(13)	(14)
<i>Rm</i>	1,041*** (0,021)	0,942*** (0,013)	1,013*** (0,013)	1,070*** (0,030)	0,965*** (0,029)	1,058*** (0,042)	1,219*** (0,115)	0,960*** (0,014)	0,974*** (0,019)	0,984*** (0,048)	0,963*** (0,016)	0,974*** (0,020)	0,920*** (0,014)	1,031*** (0,027)
<i>Constante</i>	0,016** (0,007)	-0,017*** (0,005)	0,006 (0,004)	0,024** (0,010)	-0,014 (0,010)	0,029** (0,014)	0,045 (0,039)	-0,012** (0,005)	-0,011 (0,007)	-0,009 (0,016)	-0,012** (0,005)	-0,008 (0,007)	-0,027*** (0,005)	0,013 (0,009)
Obs.	180	180	180	180	180	180	180	180	180	180	180	180	180	180
R ²	0,934	0,965	0,970	0,879	0,864	0,784	0,386	0,962	0,934	0,701	0,952	0,928	0,958	0,894
R ² aj.	0,934	0,965	0,970	0,878	0,863	0,783	0,382	0,961	0,934	0,699	0,952	0,928	0,958	0,893
Est. F	2531***	4942***	5836***	1295***	1128***	645***	112***	4453***	2515***	417***	3521***	2305***	4069***	1494***

Obs.:

*p<0,1; **p<0,05; ***p<0,01

Tabela A.43
Séries temporais para o CAPM e fator *accruals* nas carteiras de Setor - Chile

	<i>Variável Dependente:</i>													
	Ind1	Ind2	Ind3	Ind4	Ind5	Ind6	Ind7	Ind8	Ind9	Ind10	Ind11	Ind12	Ind14	Ind15
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)	(13)	(14)
<i>Rm</i>	1,037*** (0,021)	0,942*** (0,014)	1,013*** (0,013)	1,066*** (0,030)	0,970*** (0,029)	1,041*** (0,042)	1,238*** (0,117)	0,957*** (0,015)	0,981*** (0,019)	0,988*** (0,049)	0,965*** (0,016)	0,967*** (0,020)	0,923*** (0,015)	1,027*** (0,027)
<i>Acc</i>	-0,001 (0,001)	0,0003 (0,001)	-0,00003 (0,001)	-0,001 (0,002)	0,002 (0,002)	-0,006** (0,003)	0,007 (0,007)	-0,001 (0,001)	0,003** (0,001)	0,001 (0,003)	0,001 (0,001)	-0,003** (0,001)	0,001 (0,001)	-0,002 (0,002)
<i>Constante</i>	0,015** (0,007)	-0,017*** (0,005)	0,006 (0,005)	0,023** (0,010)	-0,013 (0,010)	0,025* (0,014)	0,050 (0,039)	-0,012** (0,005)	-0,009 (0,007)	-0,008 (0,016)	-0,011** (0,006)	-0,009 (0,007)	-0,027*** (0,005)	0,012 (0,009)
Obs.	180	180	180	180	180	180	180	180	180	180	180	180	180	180
R ²	0,935	0,965	0,970	0,880	0,864	0,790	0,389	0,962	0,936	0,701	0,952	0,930	0,958	0,894
R ² aj.	0,934	0,965	0,970	0,878	0,863	0,788	0,382	0,962	0,935	0,698	0,952	0,929	0,958	0,893
Est. F	1265***	2459***	2902***	647***	564***	333***	56***	2238***	1288***	208***	1759***	1174***	2037***	748***

Obs.:

*p<0,1; **p<0,05; ***p<0,01

Tabela A.45
Séries temporais para o 3-fatores nas carteiras de Setor - Chile

	<i>Variável Dependente:</i>													
	Ind1	Ind2	Ind3	Ind4	Ind5	Ind6	Ind7	Ind8	Ind9	Ind10	Ind11	Ind12	Ind14	Ind15
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)	(13)	(14)
<i>Rm</i>	1,033*** (0,020)	0,938*** (0,013)	1,015*** (0,013)	1,073*** (0,030)	0,964*** (0,029)	1,045*** (0,041)	1,267*** (0,110)	0,957*** (0,014)	0,974*** (0,019)	0,982*** (0,049)	0,963*** (0,016)	0,968*** (0,020)	0,916*** (0,014)	1,034*** (0,025)
<i>SMB</i>	0,002* (0,001)	0,0003 (0,001)	-0,002*** (0,001)	-0,003** (0,001)	-0,001 (0,001)	0,003 (0,002)	-0,016*** (0,005)	0,002*** (0,001)	-0,003*** (0,001)	-0,002 (0,002)	0,001* (0,001)	0,002** (0,001)	0,002** (0,001)	0,006*** (0,001)
<i>HML</i>	0,002* (0,001)	0,001** (0,001)	0,001 (0,001)	0,001 (0,002)	0,002 (0,001)	0,003 (0,002)	-0,009 (0,006)	-0,0002 (0,001)	0,002* (0,001)	0,002 (0,002)	-0,001 (0,001)	0,001 (0,001)	0,001 (0,001)	-0,006*** (0,001)
<i>Constante</i>	0,015** (0,007)	-0,017*** (0,004)	0,006 (0,004)	0,025** (0,010)	-0,014 (0,010)	0,026* (0,014)	0,056 (0,037)	-0,013*** (0,005)	-0,010 (0,006)	-0,009 (0,016)	-0,012** (0,005)	-0,009 (0,007)	-0,028*** (0,005)	0,013 (0,008)
Obs.	180	180	180	180	180	180	180	180	180	180	180	180	180	180
R ²	0,939	0,966	0,972	0,882	0,865	0,794	0,450	0,964	0,937	0,703	0,953	0,933	0,960	0,908
R ² aj.	0,938	0,966	0,972	0,880	0,862	0,790	0,441	0,963	0,936	0,698	0,952	0,932	0,960	0,907
Est. F	897***	1691***	2044***	439***	375***	225***	48***	1554***	871***	139***	1184***	816***	1426***	582***

Obs.:

*p<0,1; **p<0,05; ***p<0,01

Tabela A.46
Séries temporais para o 3-fatores e fator *accruals* nas carteiras de Setor - Chile

<i>Variável Dependente:</i>														
	Ind1	Ind2	Ind3	Ind4	Ind5	Ind6	Ind7	Ind8	Ind9	Ind10	Ind11	Ind12	Ind14	Ind15
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)	(13)	(14)
<i>Rm</i>	1,035*** (0,021)	0,941*** (0,013)	1,011*** (0,013)	1,063*** (0,030)	0,967*** (0,029)	1,037*** (0,042)	1,244*** (0,111)	0,958*** (0,014)	0,978*** (0,019)	0,984*** (0,049)	0,967*** (0,016)	0,967*** (0,020)	0,922*** (0,014)	1,037*** (0,025)
<i>SMB</i>	0,002* (0,001)	0,001 (0,001)	-0,003*** (0,001)	-0,005*** (0,002)	-0,0003 (0,002)	0,001 (0,002)	-0,019*** (0,006)	0,002*** (0,001)	-0,002** (0,001)	-0,002 (0,003)	0,002** (0,001)	0,002** (0,001)	0,003*** (0,001)	0,006*** (0,001)
<i>HML</i>	0,002* (0,001)	0,001* (0,001)	0,001 (0,001)	0,001 (0,001)	0,001 (0,001)	0,003 (0,002)	-0,009 (0,006)	-0,0002 (0,001)	0,002* (0,001)	0,002 (0,002)	-0,001 (0,001)	0,001 (0,001)	0,001 (0,001)	-0,006*** (0,001)
<i>Acc</i>	0,001 (0,001)	0,001 (0,001)	-0,002* (0,001)	-0,005** (0,002)	0,002 (0,002)	-0,004 (0,003)	-0,010 (0,008)	0,0003 (0,001)	0,002 (0,001)	0,001 (0,003)	0,002* (0,001)	-0,001 (0,001)	0,003*** (0,001)	0,001 (0,002)
<i>Constante</i>	0,015** (0,007)	-0,017*** (0,005)	0,005 (0,004)	0,023** (0,010)	-0,013 (0,010)	0,024* (0,014)	0,051 (0,037)	-0,012** (0,005)	-0,009 (0,006)	-0,009 (0,016)	-0,011** (0,005)	-0,009 (0,007)	-0,027*** (0,005)	0,014 (0,008)
Obs.	180	180	180	180	180	180	180	180	180	180	180	180	180	180
R ²	0,939	0,967	0,973	0,885	0,865	0,796	0,456	0,964	0,937	0,703	0,954	0,933	0,963	0,909
R ² aj.	0,937	0,966	0,972	0,883	0,862	0,791	0,443	0,963	0,936	0,696	0,953	0,931	0,962	0,907
Est. F	670***	1273***	1557***	338***	281***	170***	37***	1159***	655***	104***	901***	609***	1128***	435***

Obs.:

*p<0,1; **p<0,05; ***p<0,01

Tabela A.47
Séries temporais para o 4-fatores e fator *accruals* nas carteiras de *accruals* - Chile

	<i>Variável Dependente:</i>											
	Cart.1	Cart.2	Cart.3	Cart.4	Cart.5	Cart.6	Cart.1	Cart.2	Cart.3	Cart.4	Cart.5	Cart.6
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)
<i>Rm</i>	0,874*** (0,052)	0,852*** (0,026)	0,852*** (0,023)	0,853*** (0,031)	0,852*** (0,028)	0,842*** (0,028)	0,878*** (0,052)	0,854*** (0,026)	0,854*** (0,023)	0,855*** (0,031)	0,853*** (0,029)	0,845*** (0,029)
<i>SMB</i>	0,004 (0,002)	0,002* (0,001)	0,002** (0,001)	0,002 (0,001)	0,003** (0,001)	0,002 (0,001)	0,004 (0,003)	0,003* (0,001)	0,003** (0,001)	0,003 (0,002)	0,003** (0,002)	0,003 (0,002)
<i>HML</i>	0,002 (0,003)	-0,00003 (0,001)	0,001 (0,001)	-0,0004 (0,002)	0,002 (0,002)	0,002 (0,002)	0,001 (0,003)	-0,0001 (0,001)	0,001 (0,001)	-0,0005 (0,002)	0,002 (0,002)	0,002 (0,002)
<i>WML</i>	0,006** (0,002)	0,001 (0,001)	0,003** (0,001)	0,003** (0,001)	0,002 (0,001)	0,005*** (0,001)	0,006** (0,003)	0,001 (0,001)	0,003** (0,001)	0,003** (0,002)	0,002 (0,001)	0,005*** (0,001)
<i>Acc</i>							0,002 (0,004)	0,001 (0,002)	0,001 (0,002)	0,001 (0,002)	0,0003 (0,002)	0,002 (0,002)
<i>Constante</i>	-0,057*** (0,017)	-0,050*** (0,009)	-0,043*** (0,008)	-0,054*** (0,010)	-0,038*** (0,010)	-0,055*** (0,010)	-0,056*** (0,018)	-0,050*** (0,009)	-0,042*** (0,008)	-0,054*** (0,010)	-0,038*** (0,010)	-0,055*** (0,010)
Obs.	180	180	180	180	180	180	180	180	180	180	180	180
R ²	0,630	0,866	0,889	0,817	0,843	0,838	0,630	0,866	0,889	0,817	0,843	0,838
R ² aj.	0,621	0,863	0,887	0,813	0,839	0,834	0,620	0,862	0,886	0,812	0,839	0,834
Est. F	74***	283***	351***	196***	235***	226***	59***	225***	280***	156***	187***	180***

Obs.:

*p<0,1; **p<0,05; ***p<0,01

Tabela A.48
Séries temporais para o 4-fatores nas carteiras de Setor - Chile

	<i>Variável Dependente:</i>													
	Ind1	Ind2	Ind3	Ind4	Ind5	Ind6	Ind7	Ind8	Ind9	Ind10	Ind11	Ind12	Ind14	Ind15
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)	(13)	(14)
<i>Rm</i>	1,035*** (0,020)	0,941*** (0,013)	1,015*** (0,013)	1,068*** (0,030)	0,963*** (0,029)	1,051*** (0,041)	1,242*** (0,109)	0,957*** (0,014)	0,977*** (0,019)	0,981*** (0,049)	0,967*** (0,016)	0,972*** (0,020)	0,920*** (0,014)	1,036*** (0,025)
<i>SMB</i>	0,001 (0,001)	0,0001 (0,001)	-0,002*** (0,001)	-0,002* (0,001)	-0,001 (0,001)	0,002 (0,002)	-0,014** (0,005)	0,002*** (0,001)	-0,003*** (0,001)	-0,002 (0,002)	0,001 (0,001)	0,002** (0,001)	0,001* (0,001)	0,005*** (0,001)
<i>HML</i>	0,002** (0,001)	0,002*** (0,001)	0,001 (0,001)	-0,0002 (0,002)	0,001 (0,002)	0,005** (0,002)	-0,015** (0,006)	-0,0002 (0,001)	0,002** (0,001)	0,002 (0,003)	0,00003 (0,001)	0,002* (0,001)	0,002** (0,001)	-0,005*** (0,001)
<i>WML</i>	0,001 (0,001)	0,001** (0,001)	0,0001 (0,001)	-0,003* (0,001)	-0,0001 (0,001)	0,003 (0,002)	-0,013** (0,005)	0,00000 (0,001)	0,001 (0,001)	-0,001 (0,002)	0,002*** (0,001)	0,002** (0,001)	0,002*** (0,001)	0,001 (0,001)
<i>Constante</i>	0,014** (0,007)	-0,018*** (0,004)	0,006 (0,004)	0,026** (0,010)	-0,014 (0,010)	0,025* (0,014)	0,061* (0,037)	-0,013*** (0,005)	-0,011* (0,006)	-0,009 (0,016)	-0,013** (0,005)	-0,010 (0,007)	-0,029*** (0,005)	0,013 (0,008)
Obs.	180	180	180	180	180	180	180	180	180	180	180	180	180	180
R ²	0,939	0,967	0,972	0,885	0,865	0,796	0,468	0,964	0,938	0,703	0,955	0,935	0,963	0,909
R ² aj.	0,937	0,967	0,971	0,882	0,862	0,791	0,455	0,963	0,936	0,696	0,954	0,934	0,962	0,906
Est. F	672***	1297***	1525***	335***	279***	171***	38***	1159***	658***	104***	935***	631***	1129***	435***

Obs.:

*p<0,1; **p<0,05; ***p<0,01

Tabela A.49
Séries temporais para o 4-fatores e fator *accruals* nas carteiras de Setor - Chile

<i>Variável Dependente:</i>														
	Ind1	Ind2	Ind3	Ind4	Ind5	Ind6	Ind7	Ind8	Ind9	Ind10	Ind11	Ind12	Ind14	Ind15
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)	(13)	(14)
<i>Rm</i>	1,036*** (0,021)	0,942*** (0,013)	1,011*** (0,013)	1,061*** (0,030)	0,967*** (0,029)	1,042*** (0,041)	1,230*** (0,111)	0,958*** (0,014)	0,979*** (0,019)	0,983*** (0,050)	0,970*** (0,016)	0,970*** (0,020)	0,925*** (0,014)	1,037*** (0,025)
<i>SMB</i>	0,002 (0,001)	0,0004 (0,001)	-0,003*** (0,001)	-0,004** (0,002)	-0,0002 (0,002)	0,0005 (0,002)	-0,016*** (0,006)	0,002** (0,001)	-0,002** (0,001)	-0,002 (0,003)	0,001* (0,001)	0,001 (0,001)	0,002*** (0,001)	0,006*** (0,001)
<i>HML</i>	0,002** (0,001)	0,002*** (0,001)	0,001 (0,001)	0,0001 (0,002)	0,001 (0,002)	0,005** (0,002)	-0,014** (0,006)	-0,0002 (0,001)	0,002** (0,001)	0,002 (0,003)	-0,0001 (0,001)	0,002* (0,001)	0,002** (0,001)	-0,005*** (0,001)
<i>WML</i>	0,001 (0,001)	0,001* (0,001)	0,0004 (0,001)	-0,002 (0,001)	-0,0003 (0,001)	0,004* (0,002)	-0,012** (0,005)	-0,00004 (0,001)	0,001 (0,001)	-0,001 (0,002)	0,002*** (0,001)	0,003** (0,001)	0,002*** (0,001)	0,001 (0,001)
<i>Acc</i>	0,001 (0,001)	0,001 (0,001)	-0,002* (0,001)	-0,004* (0,002)	0,002 (0,002)	-0,005* (0,003)	-0,007 (0,008)	0,0003 (0,001)	0,001 (0,001)	0,001 (0,004)	0,001 (0,001)	-0,001 (0,001)	0,003** (0,001)	0,001 (0,002)
<i>Constante</i>	0,015** (0,007)	-0,018*** (0,004)	0,005 (0,004)	0,024** (0,010)	-0,013 (0,010)	0,022 (0,014)	0,057 (0,037)	-0,012** (0,005)	-0,010 (0,007)	-0,008 (0,017)	-0,012** (0,005)	-0,011 (0,007)	-0,028*** (0,005)	0,013 (0,009)
Obs.	180	180	180	180	180	180	180	180	180	180	180	180	180	180
R ²	0,939	0,967	0,973	0,887	0,865	0,799	0,470	0,964	0,938	0,703	0,956	0,935	0,964	0,909
R ² aj.	0,937	0,967	0,972	0,883	0,861	0,794	0,454	0,963	0,936	0,695	0,954	0,934	0,963	0,906
Est. F	535***	1036***	1241***	272***	223***	139***	31***	922***	529***	82***	750***	504***	934***	346***

Obs.:

*p<0,1; **p<0,05; ***p<0,01

Tabela A.50
Estatística GRS - Chile

Carteiras de <i>accruals</i>						
	CAPM	CAPM Acc	3-fat	3-fat Acc	4-fat	4-fat Acc
Estatística GRS	1361,33	1359,384	1473,382	1410,45	1611,087	1550,268
Graus de Liberdade	6, 173	6, 172	6, 171	6, 170	6, 170	6, 169
Valor Crítico (5%)	2,151	2,152	2,152	2,152	2,152	2,153
P-Valor	0	0	0	0	0	0
Carteiras de Setor						
	CAPM	CAPM Acc	3-fat	3-fat Acc	4-fat	4-fat Acc
Estatística GRS	1970,313	7145,996	2254,848	6965,412	2386,082	6825,145
Graus de Liberdade	14, 165	14, 164	14, 163	14, 162	14, 162	14, 161
Valor Crítico (5%)	1,752	1,753	1,753	1,753	1,753	1,754
P-Valor	0	0	0	0	0	0

B Estatísticas de Fama-MacBeth

B.1 Brasil

Tabela B.1
Estatística Fama-MacBeth CAPM - Brasil

	CAPM		CAPM Acc		
	γ_0	γ_{Z_m}	γ_0	γ_{Z_m}	γ_{Acc}
Estimativa	-1,105	0,076	-1,116	0,087	-0,421
σ^2	0,028	0,031	0,025	0,027	1,533
Est. t	-6,586	0,432	-7,086	0,533	-0,340
Shanken's (1992) σ^2	0,030	0,032	0,027	0,029	1,648
Shanken's (1992) t	-6,418	0,421	-6,833	0,514	-0,328
MAE	0,036		0,032		

Tabela B.2
Estatística Fama-MacBeth 3-fatores - Brasil

Modelo 3-Fatores e fator <i>accruals</i>					
	γ_0	γ_{Z_m}	γ_{SMB}	γ_{HML}	γ_{Acc}
Estimativa	-1,213	0,184	-2,571	5,887	1,617
σ^2	0,026	0,028	26,184	6,156	1,877
Est. t	-7,541	1,095	-0,502	2,373	1,180
Shanken's (1992) σ^2	0,100	0,109	101,066	23,761	7,246
Shanken's (1992) t	-3,838	0,557	-0,256	1,208	0,601
MAE	0,019				
Modelo 3-Fatores					
	γ_0	γ_{Z_m}	γ_{SMB}	γ_{HML}	
Estimativa	-1,189	0,163	-1,621	2,679	
σ^2	0,025	0,028	28,505	4,219	
Est. t	-7,459	0,981	-0,304	1,304	
Shanken's (1992) σ^2	0,098	0,107	110,025	16,285	
Shanken's (1992) t	-3,796	0,499	-0,155	0,664	
MAE	0,025				

Tabela B.3
Estatística Fama-MacBeth 4-fatores - Brasil

Modelo 4-Fatores e fator <i>accruals</i>						
	γ_0	γ_{Z_m}	γ_{SMB}	γ_{HML}	γ_{Acc}	γ_{WML}
Estimativa	-0,858	-0,177	-13,339	3,237	4,681	-10,581
σ^2	0,034	0,036	33,286	6,274	2,374	7,862
Est. t	-4,657	-0,930	-2,312	1,292	3,038	-3,774
Shanken's (1992) σ^2	0,623	0,669	610,745	115,109	43,566	144,258
Shanken's (1992) t	-1,087	-0,217	-0,540	0,302	0,709	-0,881
MAE	0,014					
Modelo 4-Fatores						
	γ_0	γ_{Z_m}	γ_{SMB}	γ_{HML}	γ_{WML}	
Estimativa	-1,044	0,018	-5,215	0,147	-4,384	
σ^2	0,034	0,036	39,621	5,369	5,060	
Est. t	-5,688	0,09	-0,828	0,06	-1,949	
Shanken's (1992) σ^2	0,111	0,121	130,888	17,737	16,717	
Shanken's (1992) t	-3,130	0,05	-0,456	0,035	-1,072	
MAE	0,021					

Tabela B.4
Estatística Fama-MacBeth CAPM Setorial - Brasil

	CAPM		CAPM Acc		
	γ_0	γ_{Z_m}	γ_0	γ_{Z_m}	γ_{Acc}
Estimativa	-1,123	0,091	-1,121	0,088	-0,176
σ^2	0,092	0,093	0,033	0,033	2,908
Est. t	-3,699	0,298	-6,204	0,483	-0,103
Shanken's (1992) σ^2	0,099	0,100	0,035	0,036	3,120
Shanken's (1992) Est. t	-3,571	0,288	-5,989	0,467	-0,100
MAE	0,035		0,033		

Tabela B.5
Estatística Fama-MacBeth 3-fatores Setorial - Brasil

Modelo 3-Fatores e fator <i>accruals</i>					
	γ_0	γ_{Z_m}	γ_{SMB}	γ_{HML}	γ_{Acc}
Estimativa	-1,099	0,067	0,761	0,637	-0,262
σ^2	0,045	0,046	5,171	7,006	1,334
Est. t	-5,154	0,313	0,335	0,241	-0,226
Shanken's (1992) σ^2	0,049	0,049	5,522	7,480	1,425
Shanken's (1992) t	-4,988	0,303	0,324	0,233	-0,219
MAE	0,029				
Modelo 3-Fatores					
	γ_0	γ_{Z_m}	γ_{SMB}	γ_{HML}	
Estimativa	-1,094	0,062	0,712	0,629	
σ^2	0,085	0,085	3,550	6,469	
Est. t	-3,759	0,212	0,378	0,247	
Shanken's (1992) σ^2	0,090	0,091	3,791	6,907	
Shanken's (1992) t	-3,638	0,205	0,366	0,239	
MAE	0,031				

Tabela B.6
Estatística Fama-MacBeth 4-fatores Setorial - Brasil

Modelo 4-Fatores e fator <i>accruals</i>						
	γ_0	γ_{Z_m}	γ_{SMB}	γ_{HML}	γ_{Acc}	γ_{WML}
Estimativa	-1,097	0,064	0,719	0,778	-0,066	0,212
σ^2	0,044	0,044	5,342	6,229	1,000	2,895
Est. t	-5,254	0,307	0,311	0,312	-0,066	0,124
Shanken's (1992) σ^2	0,048	0,048	5,837	6,801	1,093	3,163
Shanken's (1992) t	-5,027	0,294	0,298	0,298	-0,063	0,119
MAE	0,027					
Modelo 4-Fatores						
	γ_0	γ_{Z_m}	γ_{SMB}	γ_{HML}	γ_{WML}	
Estimativa	-1,084	0,052	0,597	0,749	0,166	
σ^2	0,072	0,072	3,768	5,684	3,526	
Est. t	-4,050	0,192	0,308	0,314	0,088	
Shanken's (1992) σ^2	0,077	0,077	4,030	6,079	3,771	
Shanken's (1992) t	-3,916	0,186	0,298	0,304	0,085	
MAE	0,030					

B.2 Peru

Tabela B.7
Estatística Fama-MacBeth CAPM - Peru

	CAPM		CAPM Acc		
	γ_0	γ_{Z_m}	γ_0	γ_{Z_m}	γ_{Acc}
Estimativa	-0,250	-0,061	-0,281	-0,003	4,166
σ^2	0,006	0,011	0,007	0,013	5,212
Est. t	-3,158	-0,585	-3,376	-0,025	1,825
Shanken's (1992) σ^2	0,014	0,018	0,011	0,021	8,517
Shanken's (1992) t	-2,754	-0,510	-2,641	-0,020	1,427
MAE	0,033		0,028		

Tabela B.8
Estatística Fama-MacBeth 3-fatores - Peru

Modelo 3-Fatores e fator <i>accruals</i>					
	γ_0	γ_{Z_m}	γ_{SMB}	γ_{HML}	γ_{Acc}
Estimativa	-0,384	0,205	9,934	2,392	9,318
σ^2	0,024	0,079	107,551	10,754	99,616
Est. t	-2,501	0,730	0,958	0,729	0,934
Shanken's (1992) σ^2	0,346	1,159	1578,856	157,867	1462,380
Shanken's (1992) t	-0,653	0,191	0,250	0,190	0,244
MAE	0,014				
Modelo 3-Fatores					
	γ_0	γ_{Z_m}	γ_{SMB}	γ_{HML}	
Estimativa	-0,287	0,002	1,511	5,055	
σ^2	0,006	0,011	6,479	3,919	
Est. t	-3,575	0,016	0,593	2,554	
Shanken's (1992) σ^2	0,013	0,022	12,939	7,827	
Shanken's (1992) t	-2,530	0,012	0,420	1,801	
MAE	0,023				

Tabela B.9
Estatística Fama-MacBeth 4-fatores - Peru

Modelo 4-Fatores e fator <i>accruals</i>						
	γ_0	γ_{Z_m}	γ_{SMB}	γ_{HML}	γ_{Acc}	γ_{WML}
Estimativa	-0,394	0,221	10,145	1,445	9,077	-9,706
σ^2	0,025	0,082	109,036	14,925	98,061	78,005
Est. t	-2,517	0,772	0,972	0,374	0,917	-1,099
Shanken's (1992) σ^2	0,424	1,418	1884,426	257,943	1694,755	1348,138
Shanken's (1992) Est. t	-0,605	0,186	0,234	0,090	0,220	-0,264
MAE	0,000					
Modelo 4-Fatores						
	γ_0	γ_{Z_m}	γ_{SMB}	γ_{HML}	γ_{WML}	
Estimativa	-0,302	0,027	2,076	3,960	-9,007	
σ^2	0,007	0,012	6,997	6,503	72,912	
Est. t	-3,653	0,240	0,785	1,553	-1,055	
Shanken's (1992) σ^2	0,021	0,038	21,677	20,144	225,871	
Shanken's (1992) Est. t	-2,075	0,136	0,446	0,882	-0,599	
MAE	0,016					

Tabela B.10
Estatística Fama-MacBeth CAPM Setorial - Peru

	CAPM		CAPM Acc		
	γ_0	γ_{Z_m}	γ_0	γ_{Z_m}	γ_{Acc}
Estimativa	-0,348	0,050	-0,351	0,053	0,464
σ^2	0,001	0,001	0,001	0,001	1,303
Est. t	-11,692	1,586	-12,141	1,726	0,406
Shanken's (1992) σ^2	0,001	0,001	0,001	0,001	1,622
Shanken's (1992) Est. t	-10,601	1,438	-10,879	1,546	0,364
MAE	0,034		0,032		

Tabela B.11
Estatística Fama-MacBeth 3-fatores Setorial - Peru

Modelo 3-Fatores e fator <i>accruals</i>					
	γ_0	γ_{Z_m}	γ_{SMB}	γ_{HML}	γ_{Acc}
Estimativa	-0,342	0,045	0,468	0,047	0,208
σ^2	0,002	0,002	1,751	1,427	1,566
Est. t	-7,827	1,012	0,353	0,039	0,166
Shanken's (1992) σ^2	0,002	0,002	2,070	1,687	1,852
Shanken's (1992) t	-7,198	0,930	0,325	0,036	0,153
MAE	0,027				
Modelo 3-Fatores					
	γ_0	γ_{Z_m}	γ_{SMB}	γ_{HML}	
Estimativa	-0,339	0,042	0,595	0,030	
σ^2	0,002	0,002	1,949	1,376	
Est. t	-7,442	0,908	0,426	0,025	
Shanken's (1992) σ^2	0,002	0,003	2,268	1,601	
Shanken's (1992) Est. t	-6,899	0,841	0,395	0,024	
MAE	0,031				

Tabela B.12
Estatística Fama-MacBeth 4-fatores Setorial - Peru

Modelo 4-Fatores e fator <i>accruals</i>						
	γ_0	γ_{Z_m}	γ_{SMB}	γ_{HML}	γ_{Acc}	γ_{WML}
Estimativa	-0,340	0,043	0,566	0,138	0,355	-1,353
σ^2	0,002	0,002	2,021	1,622	1,541	5,025
Est. t	-7,328	0,923	0,398	0,108	0,286	-0,603
Shanken's (1992) σ^2	0,003	0,003	2,413	1,937	1,841	6,000
Shanken's (1992) t	-6,706	0,844	0,365	0,099	0,262	-0,552
MAE	0,024					
Modelo 4-Fatores						
	γ_0	γ_{Z_m}	γ_{SMB}	γ_{HML}	γ_{WML}	
Estimativa	-0,337	0,040	0,674	0,073	-0,853	
σ^2	0,002	0,002	2,178	1,459	4,893	
Est. t	-7,010	0,833	0,456	0,061	-0,386	
Shanken's (1992) σ^2	0,003	0,003	2,528	1,693	5,680	
Shanken's (1992) Est. t	-6,501	0,773	0,423	0,056	-0,358	
MAE	0,028					

B.3 México

Tabela B.13
Estatística Fama-MacBeth CAPM - México

	CAPM		CAPM Acc		
	γ_0	γ_{Z_m}	γ_0	γ_{Z_m}	γ_{Acc}
Estimativa	-0,424	-0,009	-0,478	0,049	-1,982
σ^2	0,006	0,007	0,014	0,016	5,695
Est. t	-5,654	-0,108	-4,034	0,383	-0,830
Shanken's (1992) σ^2	0,006	0,007	0,022	0,026	9,083
Shanken's (1992) t	-5,646	-0,108	-3,194	0,303	-0,658
MAE	0,024		0,021		

Tabela B.14
Estatística Fama-MacBeth 3-fatores - México

Modelo 3-Fatores e fator <i>accruals</i>					
	γ_0	γ_{Z_m}	γ_{SMB}	γ_{HML}	γ_{Acc}
Estimativa	-0,055	-0,390	-16,864	3,282	3,720
σ^2	0,031	0,035	36,953	1,893	8,395
Est. t	-0,308	-2,081	-2,774	2,385	1,284
Shanken's (1992) σ^2	1,348	1,505	1583,717	81,111	359,788
Shanken's (1992) t	-0,047	-0,318	-0,424	0,364	0,196
MAE	0,010				
Modelo 3-Fatores - México					
	γ_0	γ_{Z_m}	γ_{SMB}	γ_{HML}	
Estimativa	-0,025	-0,422	-14,971	3,760	
σ^2	0,031	0,035	35,471	1,818	
Est. t	-0,140	-2,272	-2,514	2,789	
Shanken's (1992) σ^2	1,110	1,238	1271,326	65,157	
Shanken's (1992) t	-0,02	-0,380	-0,420	0,466	
MAE	0,015				

Tabela B.15
Estatística Fama-MacBeth 4-fatores - México

Modelo 4-Fatores e fator <i>accruals</i>						
	γ_0	γ_{Z_m}	γ_{SMB}	γ_{HML}	γ_{Acc}	γ_{WML}
Estimativa	-0,246	-0,209	-9,753	1,143	1,919	2,683
σ^2	0,058	0,057	68,173	7,893	9,024	33,063
Est. t	-1,016	-0,880	-1,181	0,407	0,639	0,467
Shanken's (1992) σ^2	0,860	0,833	1002,396	116,059	132,687	486,141
Shanken's (1992) Est. t	-0,265	-0,230	-0,308	0,106	0,167	0,122
MAE	0,000					
Modelo 4-Fatores						
	γ_0	γ_{Z_m}	γ_{SMB}	γ_{HML}	γ_{WML}	
Estimativa	-0,378	-0,086	-4,302	-0,305	6,041	
σ^2	0,049	0,050	41,984	5,011	16,096	
Est. t	-1,713	-0,384	-0,664	-0,136	1,506	
Shanken's (1992) σ^2	0,283	0,292	244,375	29,167	93,692	
Shanken's (1992) t	-0,710	-0,159	-0,275	-0,056	0,624	
MAE	0,010					

Tabela B.16
Estatística Fama-MacBeth CAPM Setorial - México

	CAPM		CAPM Acc		
	γ_0	γ_{Z_m}	γ_0	γ_{Z_m}	γ_{Acc}
Estimativa	-0,509	0,065	-0,510	0,065	-0,087
σ^2	0,003	0,003	0,003	0,003	1,633
Est. t	-9,638	1,188	-9,712	1,211	-0,068
Shanken's (1992) σ^2	0,003	0,003	0,003	0,003	1,921
Shanken's (1992) t	-8,884	1,096	-8,953	1,116	-0,062
MAE	0,020		0,016		

Tabela B.17
Estatística Fama-MacBeth 3-fatores Setorial - México

Modelo 3-Fatores e fator <i>accruals</i>					
	γ_0	γ_{Z_m}	γ_{SMB}	γ_{HML}	γ_{Acc}
Estimativa	-0,467	0,022	0,276	-1,509	-0,452
σ^2	0,011	0,011	1,580	3,745	2,429
Est. t	-4,428	0,203	0,219	-0,780	-0,290
Shanken's (1992) σ^2	0,014	0,014	2,002	4,744	3,077
Shanken's (1992) t	-3,935	0,181	0,195	-0,693	-0,258
MAE	0,007				
Modelo 3-Fatores					
	γ_0	γ_{Z_m}	γ_{SMB}	γ_{HML}	
Estimativa	-0,476	0,031	0,153	-1,461	
σ^2	0,007	0,007	1,635	3,472	
Est. t	-5,647	0,368	0,120	-0,784	
Shanken's (1992) σ^2	0,009	0,009	2,047	4,346	
Shanken's (1992) t	-5,048	0,329	0,107	-0,701	
MAE	0,012				

Tabela B.18
Estatística Fama-MacBeth 4-fatores Setorial - México

Modelo 4-Fatores e fator <i>accruals</i>						
	γ_0	γ_{Z_m}	γ_{SMB}	γ_{HML}	γ_{Acc}	γ_{WML}
Estimativa	-0,600	0,155	-0,667	0,735	-0,377	1,565
σ^2	0,022	0,022	2,169	8,600	2,521	1,320
Est. t	-4,046	1,043	-0,453	0,251	-0,237	1,362
Shanken's (1992) σ^2	0,055	0,055	5,462	21,661	6,349	3,325
Shanken's (1992) t	-2,550	0,657	-0,285	0,158	-0,150	0,858
MAE	0,000					
Modelo 4-Fatores						
	γ_0	γ_{Z_m}	γ_{SMB}	γ_{HML}	γ_{WML}	
Estimativa	-0,508	0,063	0,128	-0,510	1,163	
σ^2	0,013	0,013	1,691	6,747	1,390	
Est. t	-4,433	0,549	0,099	-0,196	0,986	
Shanken's (1992) σ^2	0,017	0,017	2,139	8,537	1,758	
Shanken's (1992) t	-3,941	0,488	0,088	-0,174	0,877	
MAE	0,006					

B.4 Argentina

Tabela B.19
Estatística Fama-MacBeth CAPM - Argentina

	CAPM		CAPM Acc		
	γ_0	γ_{Z_m}	γ_0	γ_{Z_m}	γ_{Acc}
Estimativa	-0,793	-0,260	-0,798	-0,257	-1,262
σ^2	0,076	0,076	0,077	0,077	7,675
Est. t	-2,883	-0,939	-2,869	-0,923	-0,456
Shanken's (1992) σ^2	0,089	0,090	0,099	0,099	9,786
Shanken's (1992) Est. t	-2,659	-0,866	-2,541	-0,817	-0,404
MAE	0,032		0,025		

Tabela B.20
Estatística Fama-MacBeth 3-fatores - Argentina

Modelo 3-Fatores e fator <i>accruals</i>					
	γ_0	γ_{Z_m}	γ_{SMB}	γ_{HML}	γ_{Acc}
Estimativa	5,328	-6,482	-44,374	59,594	27,256
σ^2	34,704	35,786	1638,024	3278,021	671,183
Est. t	0,905	-1,084	-1,096	1,041	1,052
Shanken's (1992) σ^2	159,645	164,620	7535,209	15079,497	3087,565
Shanken's (1992) t	0,422	-0,505	-0,511	0,485	0,491
MAE	0,015				
Modelo 3-Fatores					
	γ_0	γ_{Z_m}	γ_{SMB}	γ_{HML}	
Estimativa	-0,195	-0,873	-6,113	5,202	
σ^2	1,587	1,646	74,149	174,358	
Est. t	-0,155	-0,681	-0,710	0,394	
Shanken's (1992) σ^2	7,299	7,523	341,099	802,079	
Shanken's (1992) t	-0,072	-0,317	-0,331	0,184	
MAE	0,022				

Tabela B.21
Estatística Fama-MacBeth 4-fatores - Argentina

Modelo 4-Fatores e fator <i>accruals</i>						
	γ_0	γ_{Z_m}	γ_{SMB}	γ_{HML}	γ_{Acc}	γ_{WML}
Estimativa	40,731	-42,260	-240,654	400,346	148,380	-44,768
σ^2	81,488	83,533	3069,335	7520,462	1236,929	105,965
Est. t	4,512	-4,624	-4,344	4,617	4,219	-4,349
Shanken's (1992) σ^2	844649	865841	31814536	77951744	12821125	1098362
Shanken's (1992) t	0,044	-0,045	-0,043	0,045	0,041	-0,043
MAE	0,000					
Modelo 4-Fatores - Argentina						
	γ_0	γ_{Z_m}	γ_{SMB}	γ_{HML}	γ_{WML}	
Estimativa	13,374	-14,524	-63,054	132,882	-47,119	
σ^2	8,913	9,032	186,233	798,951	107,976	
Est. t	4,480	-4,833	-4,620	4,701	-4,535	
Shanken's (1992) σ^2	10770,220	10914,230	225046,340	965464,080	130479,570	
Shanken's (1992) t	0,129	-0,139	-0,133	0,135	-0,130	
MAE	0,014					

Tabela B.22
Estatística Fama-MacBeth CAPM Setorial - Argentina

	CAPM		CAPM Acc		
	γ_0	γ_{Z_m}	γ_0	γ_{Z_m}	γ_{Acc}
Estimativa	-0,810	-0,310	-0,784	-0,321	2,176
σ^2	0,009	0,015	0,011	0,015	5,063
Est. t	-8,414	-2,560	-7,555	-2,601	0,967
Shanken's (1992) σ^2	0,012	0,018	0,015	0,021	7,092
Shanken's (1992) t	-7,522	-2,289	-6,384	-2,198	0,817
MAE	0,036		0,034		

Tabela B.23
Estatística Fama-MacBeth 3-fatores Setorial - Argentina

Modelo 3-Fatores e fator <i>accrualsl</i>					
	γ_0	γ_{Z_m}	γ_{SMB}	γ_{HML}	γ_{Acc}
Estimativa	-0,796	-0,297	-0,414	-1,383	1,415
σ^2	0,013	0,018	2,199	9,309	8,824
Est. t	-6,907	-2,231	-0,279	-0,453	0,476
Shanken's (1992) σ^2	0,018	0,024	2,946	12,469	11,820
Shanken's (1992) t	-5,968	-1,928	-0,241	-0,392	0,412
MAE	0,031				
Modelo 3-Fatores					
	γ_0	γ_{Z_m}	γ_{SMB}	γ_{HML}	
Estimativa	-0,812	-0,281	-0,341	-2,164	
σ^2	0,010	0,014	2,048	5,072	
Est. t	-8,280	-2,356	-0,238	-0,961	
Shanken's (1992) σ^2	0,013	0,019	2,743	6,794	
Shanken's (1992) t	-7,154	-2,035	-0,206	-0,830	
MAE	0,034				

Tabela B.24
Estatística Fama-MacBeth 4-fatores Setorial - Argentina

Modelo 4-Fatores e fator <i>accruals</i>						
	γ_0	γ_{Z_m}	γ_{SMB}	γ_{HML}	γ_{Acc}	γ_{WML}
Estimativa	-0,883	-0,180	0,514	-0,056	1,325	-2,216
σ^2	0,033	0,052	4,256	8,649	9,021	16,617
Est. t	-4,876	-0,791	0,249	-0,019	0,441	-0,544
Shanken's (1992) σ^2	0,045	0,070	5,782	11,749	12,254	22,572
Shanken's (1992) t	-4,184	-0,679	0,214	-0,016	0,378	-0,467
MAE	0,030					
Modelo 4-Fatores						
	γ_0	γ_{Z_m}	γ_{SMB}	γ_{HML}	γ_{WML}	
Estimativa	-0,896	-0,169	0,539	-1,006	-1,903	
σ^2	0,028	0,047	4,169	6,488	17,925	
Est. t	-5,342	-0,778	0,264	-0,395	-0,450	
Shanken's (1992) σ^2	0,038	0,064	5,663	8,814	24,349	
Shanken's (1992) Est. t	-4,584	-0,668	0,226	-0,339	-0,386	
MAE	0,033					

B.5 Chile

Tabela B.25
Estatística Fama-MacBeth CAPM - Chile

	CAPM		CAPM Acc		
	γ_0	γ_{Z_m}	γ_0	γ_{Z_m}	γ_{Acc}
Estimativa	-0,147	-0,186	0,053	-0,426	-7,328
σ^2	0,036	0,050	0,057	0,080	6,557
Est. t	-0,777	-0,831	0,221	-1,506	-2,862
Shanken's (1992) σ^2	0,090	0,125	1,204	1,699	139,032
Shanken's (1992) t	-0,491	-0,525	0,048	-0,327	-0,621
MAE	0,025		0,020		

Tabela B.26
Estatística Fama-MacBeth 3-fatores - Chile

Modelo 3-Fatores e fator <i>accruals</i>					
	γ_0	γ_{Z_m}	γ_{SMB}	γ_{HML}	γ_{Acc}
Estimativa	-0,173	-0,147	0,874	4,704	-3,547
σ^2	0,053	0,077	14,812	3,407	6,951
Est. t	-0,752	-0,528	0,227	2,548	-1,345
Shanken's (1992) σ^2	0,394	0,574	110,007	25,302	51,626
Shanken's (1992) t	-0,276	-0,194	0,083	0,935	-0,494
MAE	0,008				
Modelo 3-Fatores					
	γ_0	γ_{Z_m}	γ_{SMB}	γ_{HML}	
Estimativa	-0,418	0,155	-4,758	6,357	
σ^2	0,031	0,045	12,856	4,489	
Est. t	-2,377	0,728	-1,327	3,001	
Shanken's (1992) σ^2	0,364	0,533	151,002	52,723	
Shanken's (1992) t	-0,694	0,213	-0,387	0,876	
MAE	0,015				

Tabela B.27
Estatística Fama-MacBeth 4-fatores - Chile

Modelo 4-Fatores e fator <i>accruals</i>						
	γ_0	γ_{Z_m}	γ_{SMB}	γ_{HML}	γ_{Acc}	γ_{WML}
Estimativa	-0,700	0,500	-8,310	7,940	-9,127	-1,926
σ^2	0,141	0,211	41,680	5,093	22,312	2,412
Est. t	-1,862	1,090	-1,287	3,518	-1,932	-1,240
Shanken's (1992) σ^2	9,402	14,014	2774,321	339,034	1485,180	160,521
Shanken's (1992) t	-0,228	0,134	-0,158	0,431	-0,237	-0,152
MAE	0,000					
Modelo 4-Fatores - Chile						
	γ_0	γ_{Z_m}	γ_{SMB}	γ_{HML}	γ_{WML}	
Estimativa	-0,098	-0,240	1,775	4,284	-3,588	
σ^2	0,093	0,137	24,257	3,313	1,785	
Est. t	-0,320	-0,648	0,360	2,354	-2,685	
Shanken's (1992) σ^2	0,576	0,844	149,974	20,481	11,035	
Shanken's (1992) t	-0,129	-0,261	0,145	0,947	-1,080	
MAE	0,010					

Tabela B.28
Estatística Fama-MacBeth CAPM Setorial - Chile

	CAPM		CAPM Acc		
	γ_0	γ_{Z_m}	γ_0	γ_{Z_m}	γ_{Acc}
Estimativa	-0,264	-0,040	-0,286	-0,017	-2,069
σ^2	0,003	0,003	0,002	0,002	0,749
Est. t	-4,965	-0,730	-6,248	-0,359	-2,390
Shanken's (1992) σ^2	0,003	0,003	0,004	0,004	1,327
Shanken's (1992) t	-4,802	-0,706	-4,696	-0,270	-1,796
MAE	0,027		0,025		

Tabela B.29
Estatística Fama-MacBeth 3-fatores Setorial - Chile

Modelo 3-Fatores e fator <i>accruals</i>					
	γ_0	γ_{Z_m}	γ_{SMB}	γ_{HML}	γ_{Acc}
Estimativa	-0,335	0,032	1,573	1,037	-1,166
σ^2	0,001	0,001	0,450	0,652	0,801
Est. t	-10,828	0,974	2,344	1,284	-1,302
Shanken's (1992) σ^2	0,001	0,001	0,588	0,851	1,045
Shanken's (1992) t	-9,480	0,853	2,052	1,124	-1,140
MAE	0,022				
Modelo 3-Fatores					
	γ_0	γ_{Z_m}	γ_{SMB}	γ_{HML}	
Estimativa	-0,358	0,055	1,528	1,171	
σ^2	0,001	0,001	0,439	0,582	
Est. t	-11,760	1,689	2,307	1,535	
Shanken's (1992) σ^2	0,001	0,001	0,689	0,914	
Shanken's (1992) t	-9,387	1,348	1,841	1,225	
MAE	0,023				

Tabela B.30
Estatística Fama-MacBeth 4-fatores Setorial - Chile

Modelo 4-Fatores e fator <i>accruals</i>						
	γ_0	γ_{Z_m}	γ_{SMB}	γ_{HML}	γ_{Acc}	γ_{WML}
Estimativa	-0,342	0,039	1,251	0,819	-1,008	0,263
σ^2	0,001	0,001	0,580	0,973	0,578	1,686
Est. t	-11,480	1,212	1,642	0,830	-1,326	0,202
Shanken's (1992) σ^2	0,001	0,001	0,745	1,250	0,742	2,166
Shanken's (1992) Est. t	-10,128	1,070	1,448	0,732	-1,170	0,178
MAE	0,021					
Modelo 4-Fatores						
	γ_0	γ_{Z_m}	γ_{SMB}	γ_{HML}	γ_{WML}	
Estimativa	-0,366	0,062	1,235	0,984	0,263	
σ^2	0,001	0,002	0,592	0,775	1,687	
Est. t	-9,691	1,588	1,605	1,118	0,203	
Shanken's (1992) σ^2	0,002	0,002	0,783	1,027	2,235	
Shanken's (1992) t	-8,420	1,379	1,395	0,971	0,176	
MAE	0,022					

C Scripts Modelos Fatoriais

C.1 Cálculo dos Fatores

Demonstração de como foram calculados os Índices. O país de exemplo é o Brasil e a mecânica de cálculo foi exatamente a mesma para todos os países da amostra.

C.1.1 Dados de Preços

```
> setwd("C:/Users/Catrine/Dropbox/Modelos de Fatores/Brasil series locais")
> library(PerformanceAnalytics) ##Para calcular os retornos

> ####Dados de Precos do Brasil
> brasilprecos = read.csv("brasil.2017.csv", header=T, sep=";")
> head(brasilprecos[,1:5])

> tail(brasilprecos[,230:237])
```

	VVAR3	VTLM3	VULC3	WEGE3	MWET4	WHRL4	WSON33	SGAS4
208	1.15197	0.91145	1.35452	5.47271	0.71207	1.00140	10.74116	0.84499
209	1.41656	0.74291	1.42286	5.53745	0.66106	0.98736	11.75748	0.94123
210	1.14566	0.61143	1.51314	5.87098	0.91715	0.98749	10.86990	0.90171
211	1.21516	0.61967	1.63231	5.31734	0.79197	0.96663	11.63170	1.01264
212	1.82733	0.80146	3.00709	6.13920	0.90726	1.31979	11.46091	1.15411
213	2.29408	0.69334	2.92671	6.63940	0.86268	1.25567	12.13816	1.58796

```
> brasilprecos$Empresa <- as.Date(brasilprecos$Empresa, origin="1899-12-30")
> brasilprecosxts <- xts(brasilprecos[,2:ncol(brasilprecos)], order.by =
> brasilprecos$Empresa)
> head(brasilprecosxts[,1:10])
```

	AELP3	TIET4	AFLU3	AFLT3	ALPA4	ALUP11	CBEE3	ARZZ3	ATOM3
2000-01-03	0	0	0	0	0.08733	0	8.60913	0	19.26695
2000-02-01	0	0	0	0	0.08278	0	7.78146	0	19.50441
2000-03-01	0	0	0	0	0.08588	0	6.43851	0	16.01534
2000-04-03	0	0	0	0	0.09928	0	8.17053	0	16.33860
2000-05-01	0	0	0	0	0.08738	0	8.76286	0	15.67855
2000-06-01	0	0	0	0	0.09933	0	10.50305	0	15.52391

```
> brasilprecosxts <- brasilprecosxts["2001-01-01/2017-08-01"]
> tail(brasilprecosxts[,1:10])
```

##Calculo dos Retornos

```
> logretornos.BR.xts = (CalculateReturns
+                          (brasilprecosxts,"log")*100)
> logretornos.BR.xts[is.nan(logretornos.BR.xts)] <- NA
> logretornos.BR.xts[is.infinite(logretornos.BR.xts)] <- NA
> head(logretornos.BR.xts[,1:5])
```

	AELP3	TIET4	AFLU3	AFLT3	ALPA4
2001-01-02	NA	NA	NA	NA	NA
2001-02-01	NA	NA	NA	NA	26.925111
2001-03-01	NA	NA	NA	NA	-14.140596
2001-04-02	NA	NA	NA	NA	-5.013892
2001-05-03	NA	NA	NA	NA	-2.436790
2001-06-01	NA	NA	NA	NA	-10.037745

C.1.2 Fatores

C.1.2.1 SMB

Leitura dos dados e cálculo das ponderações

```
> #####Valor de Mercado
> brasilVM <- read.csv("brasilVMt.csv", header = T, sep = ";")
> brasilVMforVW <- brasilVM # Manter a base original com NAs para o Value-weight
> head(brasilVM)
```

	VM	X2001	X2002	X2003	X2004	X2005	X2006	X2007	X2008	X2009	X2010	X2011
1	AELP3	13.8	117.5	82.3	563.3	886.3	1580.7	673.6	2319.7	2430.3	2385.4	640.3
2	TIET4	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA
3	AFLU3	NA	NA	NA	NA	110.0	NA	NA	NA	NA	NA	47.1
4	AFLT3	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	222.0	NA	NA
5	ALPA4	63.6	119.6	189.6	484.4	966.4	1514.7	299.3	1060.9	2131.3	2165.0	2625.0
6	ALUP11	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA

```
> # Criando as ponderacoes para o SMB
> dim(brasilVM) ##236 empresas em 15 anos 2001-2015
```

```
> smbBrasil <- NULL
> for(i in 2:ncol(brasilVMforVW)){
+   smbBrasil <- append(smbBrasil, as.character
+ (brasilVMforVW[match
+ (sort(brasilVMforVW[,i], na.last = T),
+ brasilVMforVW[,i]),][,1]))
+ }
> length(smbBrasil)
```

```
> smbBrasil <- matrix(smbBrasil, nrow(brasilVM), (ncol(brasilVM)-1))
> dim(smbBrasil)
```

```
> colnames(smbBrasil) <- colnames(brasilVM[,2:ncol(brasilVM)])
```

	X2001	X2002	X2003	X2004	X2005	X2006	X2007	X2008	X2009
[1,]	"MWET4"	"MWET4"	"MWET4"	"RCSL4"	"FRTA3"	"HAGA4"	"HETA4"	"HETA4"	"TXRX4"
[2,]	"HAGA4"	"HAGA4"	"HAGA4"	"ESTR4"	"RCSL4"	"HETA4"	"JBUD4"	"BAUH4"	"NUTR3"
[3,]	"BAUH4"	"BAUH4"	"EALT4"	"EALT4"	"HOOT4"	"BAUH4"	"BAUH4"	"JBUD4"	"ATOM3"

```

[4,] "EALT4" "HOOT4" "BAUH4" "LIXC3" "SNSY5" "SNSY5" "HAGA4" "SNSY5" "JBUD4"
[5,] "HOOT4" "EALT4" "RCSL4" "TOYB4" "LIXC3" "RCSL4" "SNSY5" "TEKA4" "FBMC4"
[6,] "TCNO4" "RCSL4" "HOOT4" "FBMC4" "TEKA4" "TXRX4" "TEKA4" "TXRX4" "EALT4"
      X2010  X2011  X2012  X2013  X2014  X2015
[1,] "HETA4" "ESTR4" "ESTR4" "JBUD4" "TOYB4" "TOYB4"
[2,] "ATOM3" "ATOM3" "JBUD4" "HETA4" "MWET4" "JBUD4"
[3,] "TXRX4" "RCSL4" "TXRX4" "RCSL4" "JBUD4" "HETA4"
[4,] "JBUD4" "JBUD4" "HETA4" "MGEL4" "RCSL4" "TEKA4"
[5,] "NUTR3" "TCNO4" "TCNO4" "TXRX4" "HETA4" "MTIG4"
[6,] "RCSL4" "MWET4" "MGEL4" "TCNO4" "SNSY5" "TCNO4"

```

```

> ##Separando precos por ano
> ##brprices2001 <- logretornos.BR.xts["2001-08-02/2002-07-03"] #VM2000
> brprices2002 <- logretornos.BR.xts["2002-08-01/2003-07-02"] #VM2001
> brprices2003 <- logretornos.BR.xts["2003-08-01/2004-07-01"]
> brprices2004 <- logretornos.BR.xts["2004-08-01/2005-07-01"]
> brprices2005 <- logretornos.BR.xts["2005-08-01/2006-07-01"]
> brprices2006 <- logretornos.BR.xts["2006-08-03/2007-07-01"]
> brprices2007 <- logretornos.BR.xts["2007-08-02/2008-07-02"]
> brprices2008 <- logretornos.BR.xts["2008-08-01/2009-07-01"]
> brprices2009 <- logretornos.BR.xts["2009-08-01/2010-07-01"]
> brprices2010 <- logretornos.BR.xts["2010-08-01/2011-07-01"]
> brprices2011 <- logretornos.BR.xts["2011-08-01/2012-07-01"]
> brprices2012 <- logretornos.BR.xts["2012-08-02/2013-07-03"] #VM2011
> brprices2013 <- logretornos.BR.xts["2013-08-01/2014-07-02"] #VM2012
> brprices2014 <- logretornos.BR.xts["2014-08-01/2015-07-01"] #VM2013
> brprices2015 <- logretornos.BR.xts["2015-08-01/2016-07-01"] #VM2014
> brprices2016 <- logretornos.BR.xts["2016-08-01/2017-07-01"] #VM2015
> # Criando as ponderacoes
>
> ### Equal-weighted
>
> PondBRVW2002 <- NULL
> for(i in 1:236){
+   PondBRVW2002 <- append(PondBRVW2002,
+                           ifelse(colnames(brprices2002[,i]) %in%
+ smbBrasil[1:42,1]
+ ==TRUE, 1/42,

```

```

+                                     ifelse(colnames(brprices2002[,i]) %in%
+ smbBrasil[85:126,1]==TRUE,
+                                     -1/42, 0))))}
> PondBRVW2003 <- NULL
> for(i in 1:236){
+   PondBRVW2003 <- append(PondBRVW2003,
+                           ifelse(colnames(brprices2003[,i]) %in%
+smbBrasil[1:40,2]
+ ==TRUE, 1/40,
+                                     ifelse(colnames(brprices2003[,i]) %in%
+ smbBrasil[81:120,2]==TRUE,
+                                     -1/40, 0))))}
> PondBRVW2004 <- NULL
> for(i in 1:236){
+   PondBRVW2004 <- append(PondBRVW2004,
+                           ifelse(colnames(brprices2004[,i]) %in%
+smbBrasil[1:40,3]
+ ==TRUE, 1/40,
+                                     ifelse(colnames(brprices2004[,i]) %in%
+ smbBrasil[81:121,3]==TRUE,
+                                     -1/40, 0))))}
> PondBRVW2005 <- NULL
> for(i in 1:236){
+   PondBRVW2005 <- append(PondBRVW2005,
+                           ifelse(colnames(brprices2005[,i]) %in%
+smbBrasil[1:32,4]
+ ==TRUE, 1/32,
+                                     ifelse(colnames(brprices2005[,i])
+ %in% smbBrasil[64:95,4]==TRUE,
+                                     -1/32, 0))))}
> PondBRVW2006 <- NULL
> for(i in 1:236){
+   PondBRVW2006 <- append(PondBRVW2006,
+                           ifelse(colnames(brprices2006[,i]) %in%
+smbBrasil[1:42,5]
+ ==TRUE, 1/42,
+                                     ifelse(colnames(brprices2006[,i]) %in%
+ smbBrasil[84:125,5]==TRUE,

```

```

+                                     -1/42, 0)))}
> PondBRVW2007 <- NULL
> for(i in 1:236){
+   PondBRVW2007 <- append(PondBRVW2007,
+                           ifelse(colnames(brprices2007[,i]) %in%
+smbBrasil[1:52,6]
+ ==TRUE, 1/52,
+                           ifelse(colnames(brprices2007[,i]) %in%
+ smbBrasil[106:157,6]==TRUE,
+                                   -1/52, 0)))}
> PondBRVW2008 <- NULL
> for(i in 1:236){
+   PondBRVW2008 <- append(PondBRVW2008,
+                           ifelse(colnames(brprices2008[,i]) %in%
+smbBrasil[1:55,7]
+ ==TRUE, 1/55,
+                           ifelse(colnames(brprices2008[,i]) %in%
+ smbBrasil[110:164,7]==TRUE,
+                                   -1/55, 0)))}
> PondBRVW2009 <- NULL
> for(i in 1:236){
+   PondBRVW2009 <- append(PondBRVW2009,
+                           ifelse(colnames(brprices2009[,i]) %in%
+ smbBrasil[1:59,8]
+ ==TRUE, 1/59,
+                           ifelse(colnames(brprices2009[,i])
+ %in% smbBrasil[117:175,8]==TRUE,
+                                   -1/59, 0)))}
> PondBRVW2010 <- NULL
> for(i in 1:236){
+   PondBRVW2010 <- append(PondBRVW2010,
+                           ifelse(colnames(brprices2010[,i]) %in%
+ smbBrasil[1:63,9]
+ ==TRUE, 1/63,
+                           ifelse(colnames(brprices2010[,i]) %in%
+ smbBrasil[125:187,8]==TRUE,
+                                   -1/63, 0)))}
> PondBRVW2011 <- NULL

```

```

> for(i in 1:236){
+   PondBRVW2011 <- append(PondBRVW2011,
+                           ifelse(colnames(brprices2011[,i]) %in%
+ smbBrasil[1:64,10]
+ ==TRUE, 1/64,
+                           ifelse(colnames(brprices2011[,i]) %in%
+ smbBrasil[130:193,10]==TRUE,
+                                   -1/64, 0))))}
> PondBRVW2012 <- NULL
> for(i in 1:236){
+   PondBRVW2012 <- append(PondBRVW2012,
+                           ifelse(colnames(brprices2012[,i]) %in%
+smbBrasil[1:63,11]
+ ==TRUE, 1/63,
+                           ifelse(colnames(brprices2012[,i]) %in%
+ smbBrasil[126:188,11]==TRUE,
+                                   -1/63, 0))))}
> PondBRVW2013 <- NULL
> for(i in 1:236){
+   PondBRVW2013 <- append(PondBRVW2013,
+                           ifelse(colnames(brprices2013[,i]) %in%
+smbBrasil[1:70,12]
+ ==TRUE, 1/70,
+                           ifelse(colnames(brprices2013[,i]) %in%
+ smbBrasil[139:208,12]==TRUE,
+                                   -1/70, 0))))}
> PondBRVW2014 <- NULL
> for(i in 1:236){
+   PondBRVW2014 <- append(PondBRVW2014,
+                           ifelse(colnames(brprices2014[,i]) %in%
+smbBrasil[1:72,13]
+ ==TRUE, 1/72,
+                           ifelse(colnames(brprices2014[,i]) %in%
+ smbBrasil[142:214,13]==TRUE,
+                                   -1/72, 0))))}
> PondBRVW2015 <- NULL
> for(i in 1:236){
+   PondBRVW2015 <- append(PondBRVW2015,

```



```

+                                     ifelse(colnames(brprices2015[,i]) %in%
+ smbBrasil[1:67,14]
+==TRUE, 1/67,
+                                     ifelse(colnames(brprices2015[,i]) %in%
+smbBrasil[133:199,14]==TRUE,
+                                     -1/67, 0))))}
> PondBRVW2016 <- NULL
> for(i in 1:236){
+   PondBRVW2016 <- append(PondBRVW2016,
+                           ifelse(colnames(brprices2016[,i]) %in%
+smbBrasil[1:72,15]
+==TRUE, 1/72,
+                           ifelse(colnames(brprices2016[,i]) %in%
+smbBrasil[145:216,15]==TRUE,
+                           -1/72, 0))))}
> PondBRVW1 <- c(rep(PondBRVW2002, 12),
+                 rep(PondBRVW2003, 12),
+                 rep(PondBRVW2004, 12),
+                 rep(PondBRVW2005, 12),
+                 rep(PondBRVW2006, 12),
+                 rep(PondBRVW2007, 12),
+                 rep(PondBRVW2008, 12),
+                 rep(PondBRVW2009, 12),
+                 rep(PondBRVW2010, 12),
+                 rep(PondBRVW2011, 12),
+                 rep(PondBRVW2012, 12),
+                 rep(PondBRVW2013, 12),
+                 rep(PondBRVW2014, 12),
+                 rep(PondBRVW2015, 12),
+                 rep(PondBRVW2016, 12))
> length(PondBRVW1)

> logretornos.BR.xts = logretornos.BR.xts["2002-08-01/2017-07-01"]
> PondBRVW1 <- matrix(PondBRVW1, nrow(logretornos.BR.xts),
+ ncol(logretornos.BR.xts), byrow = T)
> colnames(PondBRVW1) <- colnames(logretornos.BR.xts)
> dim(PondBRVW1) ###180 236

```

[1] 180 236

```
> ###Colocando os indices em uma planilha separada
> logretornos.BR.xts$SMB <- rowSums
+ (PondBRVW1*logretornos.BR.xts, na.rm = T)
> Indices.brasil = logretornos.BR.xts$SMB
> logretornos.BR.xts = logretornos.BR.xts[,1:236]
> PondBRVW1 <- xts(PondBRVW1, order.by = index(logretornos.BR.xts))
> head(PondBRVW1[, 1:10])

> # Criando o indice SMB na planilha Indices Brasil
> dim(Indices.brasil)
```

C.1.2.2 HML

```
> brasilBTM <- read.csv("brasilBTM.csv", header = T, sep = ";")

> hmlBrasil <- NULL
> for(i in 2:ncol(brasilBTM)){
+   hmlBrasil <- append(hmlBrasil, as.character(brasilBTM
+                                                     [match(sort(brasilBTM[,i]),
+                                                     brasilBTM[,i]),][,1]))
+ }

> hmlBrasil <- matrix(hmlBrasil, nrow(brasilBTM), (ncol(brasilBTM)-1))
> dim(hmlBrasil)

> # Criando as ponderacoes
>
> ### Equally weighted
>
> PondBREW2002.h <- NULL
> for(i in 1:236){
+   PondBREW2002.h <- append(PondBREW2002.h, ifelse
```

```

+(colnames(brprices2002[,i])
+
+TRUE, -1/41,
+
+
+ hmlBrasil[196:236,1]==TRUE, 1/41, 0)))
+ }
> PondBREW2003.h <- NULL
> for(i in 1:236){
+   PondBREW2003.h <- append(PondBREW2003.h, ifelse(colnames(brprices2003[,i])
+
+
+
+ hmlBrasil[198:236,2]==TRUE, 1/39, 0)))
+ }
> PondBREW2004.h <- NULL
> for(i in 1:236){
+   PondBREW2004.h <- append(PondBREW2004.h, ifelse(colnames(brprices2004[,i])
+
+
+
+ hmlBrasil[197:236,3]==TRUE, +1/40, 0)))
+ }
> PondBREW2005.h <- NULL
> for(i in 1:236){
+   PondBREW2005.h <- append(PondBREW2005.h, ifelse(colnames(brprices2005[,i])
+
+
+
+ hmlBrasil[206:236,4]==TRUE, 1/31, 0)))
+ }
> PondBREW2006.h <- NULL
> for(i in 1:236){
+   PondBREW2006.h <- append(PondBREW2006.h, ifelse(colnames(brprices2006[,i])
+
+
+
+ hmlBrasil[1:41,5]==TRUE,

```

```

+ -1/41,
+
+                                     ifelse(colnames(brprices2006[,i])
+                                     %in%
+ hmlBrasil[196:236,5]==TRUE, 1/41, 0)))
+ }
> PondBREW2007.h <- NULL
> for(i in 1:236){
+   PondBREW2007.h <- append(PondBREW2007.h, ifelse(colnames(brprices2007[,i])
+   %in% hmlBrasil[1:52,6]==TRUE,
+ -1/52,
+
+   ifelse(colnames(brprices2007[,i])
+   %in%
+ hmlBrasil[185:236,6]==TRUE, 1/52, 0)))
+ }
> PondBREW2008.h <- NULL
> for(i in 1:236){
+   PondBREW2008.h <- append(PondBREW2008.h, ifelse(colnames(brprices2008[,i])
+   %in% hmlBrasil[1:54,7]==TRUE,
+ -1/54,
+
+   ifelse(colnames(brprices2008[,i])
+   %in%
+ hmlBrasil[183:236,7]==TRUE, 1/54, 0)))
+ }
> PondBREW2009.h <- NULL
> for(i in 1:236){
+   PondBREW2009.h <- append(PondBREW2009.h, ifelse(colnames(brprices2009[,i])
+   %in% hmlBrasil[1:58,8]==TRUE,
+ -1/58,
+
+   ifelse(colnames(brprices2009[,i])
+   %in%
+ hmlBrasil[179:236,8]==TRUE, 1/58, 0)))
+ }
> PondBREW2010.h <- NULL
> for(i in 1:236){
+   PondBREW2010.h <- append(PondBREW2010.h, ifelse(colnames(brprices2010[,i])
+   %in% hmlBrasil[1:62,9]==TRUE,
+ -1/62,
+
+   ifelse(colnames(brprices2010[,i])

```

```

+                                     %in%
+ hmlBrasil[175:236,9]==TRUE, 1/62, 0)))
+ }
> PondBREW2011.h <- NULL
> for(i in 1:236){
+   PondBREW2011.h <- append(PondBREW2011.h, ifelse(colnames(brprices2011[,i])
+                                     %in% hmlBrasil[1:64,10]==TRUE,
+ -1/64,
+                                     ifelse(colnames(brprices2011[,i])
+                                     %in%
+ hmlBrasil[175:236,10]==TRUE, 1/64, 0)))
+ }
> PondBREW2012.h <- NULL
> for(i in 1:236){
+   PondBREW2012.h <- append(PondBREW2012.h, ifelse(colnames(brprices2012[,i])
+                                     %in% hmlBrasil[1:62,11]==TRUE,
+ -1/62,
+                                     ifelse(colnames(brprices2012[,i])
+                                     %in%
+ hmlBrasil[175:236,11]==TRUE, 1/62, 0)))
+ }
> PondBREW2013.h <- NULL
> for(i in 1:236){
+   PondBREW2013.h <- append(PondBREW2013.h, ifelse(colnames(brprices2013[,i])
+                                     %in% hmlBrasil[1:68,12]==TRUE,
+ -1/68,
+                                     ifelse(colnames(brprices2013[,i])
+                                     %in%
+ hmlBrasil[169:236,12]==TRUE, 1/68, 0)))
+ }
> PondBREW2014.h <- NULL
> for(i in 1:236){
+   PondBREW2014.h <- append(PondBREW2014.h, ifelse(colnames(brprices2014[,i])
+                                     %in% hmlBrasil[1:71,13]==TRUE,
+ -1/71,
+                                     ifelse(colnames(brprices2014[,i])
+                                     %in%
+ hmlBrasil[144:236,13]==TRUE, 1/71, 0)))

```

```

+ }
> PondBREW2015.h <- NULL
> for(i in 1:236){
+   PondBREW2015.h <- append(PondBREW2015.h, ifelse(colnames(brprices2015[,i])
+                                                     %in% hmlBrasil[1:66,14]==TRUE,
+ -1/66,
+                                                     ifelse(colnames(brprices2015[,i])
+                                                     %in%
+ hmlBrasil[134:236,14]==TRUE, 1/66, 0)))
+ }
> PondBREW2016.h <- NULL
> for(i in 1:236){
+   PondBREW2016.h <- append(PondBREW2016.h, ifelse(colnames(brprices2016[,i])
+                                                     %in% hmlBrasil[1:72,15]==TRUE,
+ -1/72,
+                                                     ifelse(colnames(brprices2015[,i])
+                                                     %in%
+ hmlBrasil[168:236,15]==TRUE, 1/72, 0)))
+ }

> PondBREW1.h <- c(rep(PondBREW2002.h, 12),
+                   rep(PondBREW2003.h, 12),
+                   rep(PondBREW2004.h, 12),
+                   rep(PondBREW2005.h, 12),
+                   rep(PondBREW2006.h, 12),
+                   rep(PondBREW2007.h, 12),
+                   rep(PondBREW2008.h, 12),
+                   rep(PondBREW2009.h, 12),
+                   rep(PondBREW2010.h, 12),
+                   rep(PondBREW2011.h, 12),
+                   rep(PondBREW2012.h, 12),
+                   rep(PondBREW2013.h, 12),
+                   rep(PondBREW2014.h, 12),
+                   rep(PondBREW2015.h, 12),
+                   rep(PondBREW2016.h, 12))
> length(PondBREW1.h)

> logretornos.BR.xts = logretornos.BR.xts["2002-08-01/2017-07-01"]

```

```
> PondBREW.h <- matrix(PondBREW1.h, nrow(logretornos.BR.xts),
+ ncol(logretornos.BR.xts), byrow = T)
> colnames(PondBREW.h) <- colnames(logretornos.BR.xts)
> dim(PondBREW.h)
```

```
[1] 180 236
```

```
> ###Colocando os indices em uma planilha separada
> logretornos.BR.xts$HML <- rowSums(PondBREW.h*
+ logretornos.BR.xts, na.rm = T)
> Indices.brasil = cbind(Indices.brasil, logretornos.BR.xts$HML)
> logretornos.BR.xts = logretornos.BR.xts[,1:236]
> # Criando o indice HML
> dim(Indices.brasil)

> PondBREW.h <- xts(PondBREW.h, order.by = index(logretornos.BR.xts))
> head(PondBREW.h[, 1:10])
```

C.1.2.3 ACC

```
> ##### (Accruals/Ativo Total)
> brasilaccruals<- read.csv("brasilAccruals.csv", header = T, sep = ";")

> brasilaccrualsforVW <- brasilaccruals
> # Criando as ponderacoes para o HML
> dim(brasilaccruals) #236 17

> accrualsBrasil <- NULL
> for(i in 2:ncol(brasilaccruals)){
+   accrualsBrasil <- append(accrualsBrasil,
+as.character(brasilaccruals
+
+ [match(sort(brasilaccruals[,i]),
+
+ 
```

```

+ brasilaccruals[,i]),][[,1]))
+ }
> length(accrualsBrasil)

> accrualsBrasil <- matrix(accrualsBrasil, nrow(brasilaccruals),
+ (ncol(brasilaccruals)-1))
> dim(accrualsBrasil)

> colnames(accrualsBrasil) <- colnames(brasilaccruals
+[,2:ncol(brasilaccruals)])
> head(accrualsBrasil)

> ### Equally weighted
>
> PondBREW2002.a <- NULL
> for(i in 1:236){
+   PondBREW2002.a <- append(PondBREW2002.a, ifelse(colnames
+(brprices2002[,i])
+ %in% accrualsBrasil[1:45,1]
+ ==TRUE, 1/45,
+
+ ifelse(colnames
+(brprices2002[,i])
+
+ %in%
+ accrualsBrasil[192:236,1]==
+
+ TRUE, -1/45, 0)))
+ }
> PondBREW2003.a <- NULL
> for(i in 1:236){
+   PondBREW2003.a <- append(PondBREW2003.a, ifelse(colnames
+(brprices2003[,i])
+
+ %in% accrualsBrasil[1:48,2]
+ ==TRUE, 1/48,
+
+ ifelse(colnames(brprices2003[,i])
+
+ %in%
+ accrualsBrasil[189:236,2]==
+
+ TRUE, -1/48, 0)))

```



```

+ }
> PondBREW2004.a <- NULL
> for(i in 1:236){
+   PondBREW2004.a <- append(PondBREW2004.a, ifelse(colnames
+(brprices2004[,i])
+
+                                     %in% accrualsBrasil[1:56,3]
+==TRUE, 1/56,
+
+                                     ifelse(colnames(brprices2004[,i])
+
+                                     %in%
+accrualsBrasil[181:236,3]==
+
+                                     TRUE, -1/56, 0)))
+ }
> PondBREW2005.a <- NULL
> for(i in 1:236){
+   PondBREW2005.a <- append(PondBREW2005.a, ifelse(colnames
+(brprices2005[,i])
+
+                                     %in% accrualsBrasil[1:60,4]
+==TRUE, 1/60,
+
+                                     ifelse(colnames(brprices2005[,i])
+
+                                     %in%
+ accrualsBrasil[177:236,4]==
+
+                                     TRUE, -1/60, 0)))
+ }
> PondBREW2006.a <- NULL
> for(i in 1:236){
+   PondBREW2006.a <- append(PondBREW2006.a, ifelse(colnames
+(brprices2006[,i])
+
+                                     %in% accrualsBrasil[1:62,5]
+==TRUE, 1/62,
+
+                                     ifelse(colnames(brprices2006[,i])
+
+                                     %in%
+ accrualsBrasil[175:236,5]==
+
+                                     TRUE, -1/62, 0)))
+ }
> PondBREW2007.a <- NULL
> for(i in 1:236){
+   PondBREW2007.a <- append(PondBREW2007.a, ifelse(colnames
+(brprices2007[,i])

```

```
+                               %in% accrualsBrasil[1:65,6]
+==TRUE, 1/65,
+                               ifelse(colnames(brprices2007[,i])
+                                       %in%
+ accrualsBrasil[172:236,6]==
+                                       TRUE, -1/65, 0)))
+ }
> PondBREW2008.a <- NULL
> for(i in 1:236){
+   PondBREW2008.a <- append(PondBREW2008.a, ifelse(colnames
+(brprices2008[,i])
+                               %in% accrualsBrasil[1:69,7]
+==TRUE, 1/69,
+                               ifelse(colnames(brprices2008[,i])
+                                       %in%
+ accrualsBrasil[168:236,7]==
+                                       TRUE, -1/69, 0)))
+ }
> PondBREW2009.a <- NULL
> for(i in 1:236){
+   PondBREW2009.a <- append(PondBREW2009.a, ifelse(colnames
+(brprices2009[,i])
+                                       %in% accrualsBrasil[1:73,8]
+==TRUE, 1/73,
+                                       ifelse(colnames(brprices2009[,i])
+                                               %in%
+ accrualsBrasil[164:236,8]==
+                                               TRUE, -1/73, 0)))
+ }
> PondBREW2010.a <- NULL
> for(i in 1:236){
+   PondBREW2010.a <- append(PondBREW2010.a, ifelse(colnames
+(brprices2010[,i])
+                                       %in% accrualsBrasil[1:76,9]
+==TRUE, 1/76,
+                                       ifelse(colnames(brprices2010[,i])
+                                               %in%
```

```

+                                     TRUE, -1/76, 0)))
+ }
> PondBREW2011.a <- NULL
> for(i in 1:236){
+   PondBREW2011.a <- append(PondBREW2011.a, ifelse(colnames
+(brprices2011[,i])
+                                     %in% accrualsBrasil[1:77,10]
+==TRUE, 1/77,
+                                     ifelse(colnames(brprices2011[,i])
+                                     %in%
+accrualsBrasil[160:236,10]==
+                                     TRUE, -1/77, 0)))
+ }
> PondBREW2012.a <- NULL
> for(i in 1:236){
+   PondBREW2012.a <- append(PondBREW2012.a, ifelse(colnames
+(brprices2012[,i])
+                                     %in% accrualsBrasil[1:78,11]
+==TRUE, 1/78,
+                                     ifelse(colnames(brprices2012[,i])
+                                     %in%
+ accrualsBrasil[159:236,11]==
+                                     TRUE, -1/78, 0)))
+ }
> PondBREW2013.a <- NULL
> for(i in 1:236){
+   PondBREW2013.a <- append(PondBREW2013.a, ifelse(colnames
+(brprices2013[,i])
+                                     %in% accrualsBrasil[1:77,12]
+==TRUE, 1/77,
+                                     ifelse(colnames(brprices2013[,i])
+                                     %in%
+ accrualsBrasil[160:236,12]==
+                                     TRUE, -1/77, 0)))
+ }
> PondBREW2014.a <- NULL
> for(i in 1:236){
+   PondBREW2014.a <- append(PondBREW2014.a, ifelse(colnames

```

```

+(brprices2014[,i])
+
+                                     %in% accrualsBrasil[1:78,13]
+==TRUE, 1/78,
+
+                                     ifelse(colnames(brprices2014[,i])
+
+                                     %in%
+ accrualsBrasil[159:236,13]==
+
+                                     TRUE, -1/78, 0)))
+ }
> PondBREW2015.a <- NULL
> for(i in 1:236){
+   PondBREW2015.a <- append(PondBREW2015.a, ifelse(colnames
+(brprices2015[,i])
+
+                                     %in% accrualsBrasil[78,14]
+==TRUE, 1/78,
+
+                                     ifelse(colnames(brprices2015[,i])
+
+                                     %in%
+ accrualsBrasil[159:236,14]==
+
+                                     TRUE, -1/78, 0)))
+ }
> PondBREW2016.a <- NULL
> for(i in 1:236){
+   PondBREW2016.a <- append(PondBREW2016.a, ifelse(colnames
+(brprices2016[,i])
+
+                                     %in% accrualsBrasil[1:78,15]
+==TRUE, 1/78,
+
+                                     ifelse(colnames(brprices2015[,i])
+
+                                     %in%
+ accrualsBrasil[159:236,15]==
+
+                                     TRUE, -1/78, 0)))
+ }
> dim(logretornos.BR.xts) # 180 meses

> PondBREW1.a <- c(rep(PondBREW2002.a, 12),
+
+   rep(PondBREW2003.a, 12),
+
+   rep(PondBREW2004.a, 12),
+
+   rep(PondBREW2005.a, 12),
+
+   rep(PondBREW2006.a, 12),
+
+   rep(PondBREW2007.a, 12),

```

```

+             rep(PondBREW2008.a, 12),
+             rep(PondBREW2009.a, 12),
+             rep(PondBREW2010.a, 12),
+             rep(PondBREW2011.a, 12),
+             rep(PondBREW2012.a, 12),
+             rep(PondBREW2013.a, 12),
+             rep(PondBREW2014.a, 12),
+             rep(PondBREW2015.a, 12),
+             rep(PondBREW2016.a, 12))
> length(PondBREW1.a)

> logretornos.BR.xts = logretornos.BR.xts["2002-08-01/2017-07-01"]
> PondBREW.a <- matrix(PondBREW1.a, nrow(logretornos.BR.xts),
+ ncol(logretornos.BR.xts), byrow = T)
> colnames(PondBREW.a) <- colnames(logretornos.BR.xts)
> dim(PondBREW.a)

> ###Colocando os indices em uma planilha separada
> logretornos.BR.xts$Acc <- rowSums(PondBREW.a*
+logretornos.BR.xts, na.rm = T)
> Indices.brasil = cbind(Indices.brasil, logretornos.BR.xts$Acc)
> logretornos.BR.xts = logretornos.BR.xts[,1:236]
> # Criando o ndice HML
> dim(Indices.brasil)

> PondBREW.a <- xts(PondBREW.a, order.by = index(logretornos.BR.xts))
> head(PondBREW.a[, 1:10])

```

C.1.2.4 WML

```

> brasilprecos = read.csv("brasil.2017.csv", header=T, sep=";")
> head(brasilprecos[,1:5])

> brasilprecos$Empresa <- as.Date(brasilprecos$Empresa,
+origin="1899-12-30")

```

```

> brasilprecosxts <- xts(brasilprecos[,2:ncol
+(brasilprecos)], order.by = brasilprecos$Empresa)
> head(brasilprecosxts[,1:10])

> brasilprecosxts <- brasilprecosxts["2000-01-01/2017-09-01"]
> tail(brasilprecosxts[,1:10])

> # A cada mes, ordeno os retornos de t-2 a t-12
>(11 meses) e fao o 1/3 do topo menos o 1/3 do bottom
> # Ordering:
> wml.order.BR <- logretornos.BR.xts
> # Calculating cumulative log-returns at each 12 months:
> # The function rollapply from xts computes rolling functions. Since sum does
> # not exclude NA by default, we have to create a new function to do so:
> sum.na <- function(x){ # Function for calculating sums excluding NA
+   ifelse(is.nan(sum(x, na.rm = T))==TRUE, NA, sum(x, na.rm = T))}
> # Rollapply computes rolling sums for the last 11 months including t0.
> # Example:
> head(rollapply(wml.order.BR, 11, sum.na)[,1:5], 15) # 0.1949707 is the sum

> # from 2000-01-03 to 2000-11-01, and it is placed at 2000-11-01,
> # while it should be placed at 2001-01-02.
> # So, after it, we should displace the data by 2 columns
> head(wml.order.BR[,1:5], 15)

> wml.order.BR <- rollapply(wml.order.BR, 11, sum.na)
> head(wml.order.BR[,1:5], 15)

> wml.order.BR <- lag(wml.order.BR, 2)
> head(wml.order.BR[,1:5], 15)

> # Keep this object to be used later to replace weights by NA:
> index.na <- wml.order.BR
> # Changing zeros for NA:

```

```

> wml.order.BR[wml.order.BR==0] <- NA
> # Changing NA by the median of each row (median among firms):
> for(i in 1:nrow(wml.order.BR)){
+   wml.order.BR[i,][is.na(wml.order.BR[i,])]
+ <- median(wml.order.BR[i,], na.rm = TRUE)
+ }
> head(wml.order.BR[,1:5], 15)

> names(sort(as.matrix(wml.order.BR)[1,],
+ decreasing = TRUE)) # Fail

> # Since ordering is made by row, I have to
> change rows full of NA by zeros
> wml.order.BR[is.na(wml.order.BR)] <- 0
> names(sort(as.matrix(wml.order.BR)[1,], decreasing = TRUE))

> all.equal(names(sort(as.matrix(wml.order.BR)[1,],
+ decreasing = TRUE)),
+           colnames(logretornos.BR.xts))

[1] TRUE

> # Test sorting:
> sort(as.matrix(wml.order.BR)[13,], decreasing = TRUE)[1:10]

> names(sort(as.matrix(wml.order.BR)[13,], decreasing = TRUE))[1:10]

> wmlBrasil <- NULL
> for(i in 1:nrow(wml.order.BR)){
+   wmlBrasil <- append(wmlBrasil,
+ names(sort(as.matrix(wml.order.BR)[i,], decreasing = TRUE)))
+ }
> dim(wml.order.BR)

```

```
> wmlBrasil <- matrix(wmlBrasil, nrow =
+ nrow(wml.order.BR), ncol = ncol(wml.order.BR),
+ byrow = TRUE) # byrow =
+ TRUE means the first row is filled first,
> #then the second, and so on
> # byrow = FALSE means the first columns
> is filled first, then the second, and so on
> head(wmlBrasil[,1:10], 20)

> dim(wmlBrasil)

> # Checking:
> names(sort(as.matrix(wml.order.BR)[13,], decreasing = TRUE))[1:10]

[1] "MTIG4" "MNDL3" "EALT4" "AZE4" "EKTR4" "RPMG3" "IGBR3" "CGAS5" "HETA4"
[10] "HOOT4"

> names(sort(as.matrix(wml.order.BR)[14,], decreasing = TRUE))[1:10]

> # Criando as ponderacoes:
> 236/3

[1] 78.66667

> # Primeiro 1/3 vai 1:79
> # ltimo 1/3 vai 161:236
> # Esse criterio nao muda,
> pois sempre tenho o mesmo numero de empresas em cada dia.
> PondBREW.w <- NULL
> for(r in 1:213){
+   for(c in 1:236){
+     PondBREW.w <- append(PondBREW.w, ifelse(colnames(wml.order.BR[r,c]) %in%
+ wmlBrasil[r,1:78], 1/78,
+ ifelse(colnames(wml.order.BR[r,c]) %in%
+ wmlBrasil[r,79:160], 1/78,
+ ifelse(colnames(wml.order.BR[r,c]) %in%
+ wmlBrasil[r,161:236], 1/78, 0)))
+   }
+ }
```



```

+                                     %in% wmlBrasil[r,161:236],
+                                     -1/78, 0)))
+   }
+ }
> length(PondBREW.w) # 213*236 = 50268

> PondBREW.w <- matrix(PondBREW.w, nrow = nrow(wml.order.BR), ncol =
+                       ncol(wml.order.BR),
+                       byrow = TRUE)
> colnames(PondBREW.w) <- colnames(wml.order.BR)
> head(PondBREW.w[,1:10], 15)

> # We should set weights for where there were NA in
> the cumulative returns as NA:
> PondBREW.w[which(is.na(index.na))] <- NA
> PondBREW.w <- xts(PondBREW.w, order.by = index(wml.order.BR))
> head(PondBREW.w[,1:10], 15)

> PondBREW.w = PondBREW.w["2002-08-01/2017-07-01"]
> logretornos.BR.xts = logretornos.BR.xts
+ ["2002-08-01/2017-07-01"]
> ###Colocando os ndices em uma planilha separada
> logretornos.BR.xts$WML <- rowSums(PondBREW.w*
+ logretornos.BR.xts, na.rm = T)
> Indices.brasil = cbind(Indices.brasil,
+ logretornos.BR.xts$WML)
> logretornos.BR.xts = logretornos.BR.xts[,1:236]

```

C.2 Modelo de Fatores: Carteiras, Séries Temporais e Análise de Fama MacBeth

C.2.1 Pacotes Utilizados

```

> library(PerformanceAnalytics) # To calculate returns
> library(ppcor) # To compute the KMO statistics

```

```
> library(gdata) # To compute the KMO statistics
> library(ggplot2) # For plots
> library(ggrepel) # For plots
> library(stargazer) # To generate LaTeX codes for tables
> library(reshape2)
```

C.2.2 CAPM

C.2.2.1 Carteiras de Accruals

```
> #####Accruals/Ativo total
> ####(Net Income - Cash from ops)/Total assets
> ##Capital IQ 2001 2016
> brasilaccruals<- read.csv("brasilAccruals.csv", header = T, sep = ";")
> dim(brasilaccruals) #236 linhas 17 colunas 128 16

> brasilaccruals$Accruals = as.factor(brasilaccruals$Accruals)
> #####Usando valores absolutos de (accruals/ativo total) para ordenar as carteiras
> #####Deixar como possibilidade
> brasilaccruals.Abs = abs(brasilaccruals[,2:ncol(brasilaccruals)])
> brasilaccruals = cbind(brasilaccruals[,1], brasilaccruals.Abs)
> colnames(brasilaccruals) <- c('Accruals','2001','2002','2003',
+                               '2004','2005','2006','2007','2008',
+                               '2009','2010','2011','2012','2013',
+                               '2014','2015')
> #####Valor de mercado
> ##### Valor de mercado mensais - CAPITAL IQ - 01/2001-09/2017 - Dlar
> brasilVMmensal = read.csv("VMmensalBR.csv", header=T, sep=";")
> head(brasilVMmensal[,1:5])

> brasilVMmensal$VM <- as.Date(brasilVMmensal$VM, origin="1899-12-30")
> brasilVMmensalxts <- xts(brasilVMmensal[,2:ncol(brasilVMmensal)],
> order.by = brasilVMmensal$VM)
> head(brasilVMmensalxts[,1:10])
```

```

> # ###Ponderar por VMercado
> # ###Criando Planilha de ponderacoes VM
> Pond.VM.BR <- NULL
> for(j in 1:ncol(brasilVMmensalxts))
+
+   for(i in 1:nrow(brasilVMmensalxts)){
+
+     Pond.VM.BR <- append(Pond.VM.BR,
+                           brasilVMmensalxts[i,j]/sum(brasilVMmensalxts[,j],
+ na.rm = T))
+   }
> Pond.VM.BR <- xts(matrix(Pond.VM.BR, nrow(brasilVMmensalxts), byrow = T),
+                       order.by = index(brasilVMmensalxts))
> colnames(Pond.VM.BR) <- colnames(brasilVMmensalxts)
> dim(Pond.VM.BR) #216 236

> Pond.VM.BR = Pond.VM.BR["2001-01-01/2017-11-01"]
> dim(Pond.VM.BR) #203 236

> #####Multiplicando retornos e os pesos em Vm
> Retornos.VM.BR = Ret.BR.xts*Pond.VM.BR
> dim(Retornos.VM.BR) ##180 236

> #####Substituto para o RM
> Retornos.VM.BR.RM = Ret.BR.xts*Pond.VM.BR
> Rm <- NULL
> for(i in 1:nrow(Retornos.VM.BR.RM)){
+   Rm <- append(Rm, mean(Retornos.VM.BR.RM[i,], na.rm = T))}
> Rm <- xts(matrix(Rm, nrow(Retornos.VM.BR), byrow = F),
+             order.by = index(Retornos.VM.BR))
> colnames(Rm) <- c('Rm')
> #####Ordenando as carteiras de accruals
> ORDacc <- NULL
> for(i in 2:ncol(brasilaccruals)){
+   ORDacc <- append(ORDacc, as.character(brasilaccruals
+[match(sort(brasilaccruals[,i], na.last = T),

```

```

+brasilaccruals[,i]),)[,1]))
+ }
> length(ORDacc) #855

> ORDacc <- matrix(ORDacc, nrow(brasilaccruals), ncol(brasilaccruals)-1)
> dim(ORDacc) #236 15

> ##Montando as carteiras, no fiz o na.omit, rebalanceando anualmente.
> ###Carteiras de 2001

> Cart.1.2001 = ORDacc[1:17,1]
> Cart.2.2001 = ORDacc[18:34,1]
> Cart.3.2001 = ORDacc[35:51,1]
> Cart.4.2001 = ORDacc[52:68,1]
> Cart.5.2001 = ORDacc[69:85,1]
> Cart.6.2001 = ORDacc[86:102,1]
> Cart.7.2001 = ORDacc[103:119,1]
> Cart.8.2001 = ORDacc[120:136,1]
> ###Colocando os retornos
> meanna <- function(x){ # Function for calculating means excluding NA
+   ifelse(is.nan(mean(x, na.rm = T))==TRUE, NA, mean(x, na.rm = T))
+ }
> #0 1 que pra aplicar a
> #funcao meanna na linha, mantendo a primeira dimensao
> #(linha) da matriz que entra no apply
> Cart.2001 <- c(apply(Retornos.VM.BR[,Cart.1.2001], 1, meanna),
+               apply(Retornos.VM.BR[,Cart.2.2001], 1, meanna),
+               apply(Retornos.VM.BR[,Cart.3.2001], 1, meanna),
+               apply(Retornos.VM.BR[,Cart.4.2001], 1, meanna),
+               apply(Retornos.VM.BR[,Cart.5.2001], 1, meanna),
+               apply(Retornos.VM.BR[,Cart.6.2001], 1, meanna),
+               apply(Retornos.VM.BR[,Cart.7.2001], 1, meanna),
+               apply(Retornos.VM.BR[,Cart.8.2001], 1, meanna))
> Cart.2001 <- xts(matrix(Cart.2001, nrow(Retornos.VM.BR),8, byrow = F),
+                   order.by = index(Retornos.VM.BR))
> colnames(Cart.2001) <- c('Cart.1','Cart.2','Cart.3','Cart.4',

```

```

+                               'Cart.5','Cart.6','Cart.7','Cart.8')
> ###Carteiras de 2002
> 146/8

> Cart.1.2002 = ORDacc[1:19,2]
> Cart.2.2002 = ORDacc[20:37,2]
> Cart.3.2002 = ORDacc[38:55,2]
> Cart.4.2002 = ORDacc[56:73,2]
> Cart.5.2002 = ORDacc[74:91,2]
> Cart.6.2002 = ORDacc[92:109,2]
> Cart.7.2002 = ORDacc[110:127,2]
> Cart.8.2002 = ORDacc[128:146,2]
> ###Colocando os retornos
> Cart.2002 <- c(apply(Retornos.VM.BR[,Cart.1.2002], 1, meanna),
+               apply(Retornos.VM.BR[,Cart.2.2002], 1, meanna),
+               apply(Retornos.VM.BR[,Cart.3.2002], 1, meanna),
+               apply(Retornos.VM.BR[,Cart.4.2002], 1, meanna),
+               apply(Retornos.VM.BR[,Cart.5.2002], 1, meanna),
+               apply(Retornos.VM.BR[,Cart.6.2002], 1, meanna),
+               apply(Retornos.VM.BR[,Cart.7.2002], 1, meanna),
+               apply(Retornos.VM.BR[,Cart.8.2002], 1, meanna))
> Cart.2002 <- xts(matrix(Cart.2002, nrow(Retornos.VM.BR),8, byrow = F),
+               order.by = index(Retornos.VM.BR))
> colnames(Cart.2002) <- c('Cart.1','Cart.2','Cart.3','Cart.4',
+               'Cart.5','Cart.6','Cart.7','Cart.8')
> ###Carteiras de 2003
> 168/8

> Cart.1.2003 = ORDacc[1:21,3]
> Cart.2.2003 = ORDacc[22:42,3]
> Cart.3.2003 = ORDacc[43:63,3]
> Cart.4.2003 = ORDacc[64:84,3]
> Cart.5.2003 = ORDacc[85:105,3]
> Cart.6.2003 = ORDacc[106:126,3]
> Cart.7.2003 = ORDacc[127:147,3]
> Cart.8.2003 = ORDacc[148:168,3]
> ###Colocando os retornos

```

```

>
> Cart.2003 <- c(apply(Retornos.VM.BR[,Cart.1.2003], 1, meanna),
+               apply(Retornos.VM.BR[,Cart.2.2003], 1, meanna),
+               apply(Retornos.VM.BR[,Cart.3.2003], 1, meanna),
+               apply(Retornos.VM.BR[,Cart.4.2003], 1, meanna),
+               apply(Retornos.VM.BR[,Cart.5.2003], 1, meanna),
+               apply(Retornos.VM.BR[,Cart.6.2003], 1, meanna),
+               apply(Retornos.VM.BR[,Cart.7.2003], 1, meanna),
+               apply(Retornos.VM.BR[,Cart.8.2003], 1, meanna))
> Cart.2003 <- xts(matrix(Cart.2003, nrow(Retornos.VM.BR),8, byrow = F),
+               order.by = index(Retornos.VM.BR))
> colnames(Cart.2003) <- c('Cart.1','Cart.2','Cart.3','Cart.4',
+               'Cart.5','Cart.6','Cart.7','Cart.8')
> ###Carteiras de 2004
> 181/8

> Cart.1.2004 = ORDacc[1:23,4]
> Cart.2.2004 = ORDacc[24:46,4]
> Cart.3.2004 = ORDacc[47:68,4]
> Cart.4.2004 = ORDacc[69:90,4]
> Cart.5.2004 = ORDacc[91:112,4]
> Cart.6.2004 = ORDacc[113:135,4]
> Cart.7.2004 = ORDacc[136:158,4]
> Cart.8.2004 = ORDacc[159:181,4]
> ###Colocando os retornos
> Cart.2004 <- c(apply(Retornos.VM.BR[,Cart.1.2004], 1, meanna),
+               apply(Retornos.VM.BR[,Cart.2.2004], 1, meanna),
+               apply(Retornos.VM.BR[,Cart.3.2004], 1, meanna),
+               apply(Retornos.VM.BR[,Cart.4.2004], 1, meanna),
+               apply(Retornos.VM.BR[,Cart.5.2004], 1, meanna),
+               apply(Retornos.VM.BR[,Cart.6.2004], 1, meanna),
+               apply(Retornos.VM.BR[,Cart.7.2004], 1, meanna),
+               apply(Retornos.VM.BR[,Cart.8.2004], 1, meanna))
> Cart.2004 <- xts(matrix(Cart.2004, nrow(Retornos.VM.BR),8, byrow = F),
+               order.by = index(Retornos.VM.BR))
> colnames(Cart.2004) <- c('Cart.1','Cart.2','Cart.3','Cart.4',
+               'Cart.5','Cart.6','Cart.7','Cart.8')
> ###Carteiras de 2005

```

> 187/8

```
> Cart.1.2005 = ORDacc[1:24,5]
> Cart.2.2005 = ORDacc[25:47,5]
> Cart.3.2005 = ORDacc[48:70,5]
> Cart.4.2005 = ORDacc[71:93,5]
> Cart.5.2005 = ORDacc[94:116,5]
> Cart.6.2005 = ORDacc[117:139,5]
> Cart.7.2005 = ORDacc[140:163,5]
> Cart.8.2005 = ORDacc[164:187,5]
> ###Colocando os retornos
>
> Cart.2005 <- c(apply(Retornos.VM.BR[,Cart.1.2005], 1, meanna),
+               apply(Retornos.VM.BR[,Cart.2.2005], 1, meanna),
+               apply(Retornos.VM.BR[,Cart.3.2005], 1, meanna),
+               apply(Retornos.VM.BR[,Cart.4.2005], 1, meanna),
+               apply(Retornos.VM.BR[,Cart.5.2005], 1, meanna),
+               apply(Retornos.VM.BR[,Cart.6.2005], 1, meanna),
+               apply(Retornos.VM.BR[,Cart.7.2005], 1, meanna),
+               apply(Retornos.VM.BR[,Cart.8.2005], 1, meanna))
> Cart.2005 <- xts(matrix(Cart.2005, nrow(Retornos.VM.BR),8, byrow = F),
+                   order.by = index(Retornos.VM.BR))
> colnames(Cart.2005) <- c('Cart.1','Cart.2','Cart.3','Cart.4',
+                          'Cart.5','Cart.6','Cart.7','Cart.8')
> ###Carteiras de 2006
> 197/8
```

```
> Cart.1.2006 = ORDacc[1:25,6]
> Cart.2.2006 = ORDacc[26:50,6]
> Cart.3.2006 = ORDacc[51:74,6]
> Cart.4.2006 = ORDacc[75:98,6]
> Cart.5.2006 = ORDacc[99:122,6]
> Cart.6.2006 = ORDacc[123:147,6]
> Cart.7.2006 = ORDacc[148:172,6]
> Cart.8.2006 = ORDacc[173:197,6]
> ###Colocando os retornos
> Cart.2006 <- c(apply(Retornos.VM.BR[,Cart.1.2006], 1, meanna),
```

```

+         apply(Retornos.VM.BR[,Cart.2.2006], 1, meanna),
+         apply(Retornos.VM.BR[,Cart.3.2006], 1, meanna),
+         apply(Retornos.VM.BR[,Cart.4.2006], 1, meanna),
+         apply(Retornos.VM.BR[,Cart.5.2006], 1, meanna),
+         apply(Retornos.VM.BR[,Cart.6.2006], 1, meanna),
+         apply(Retornos.VM.BR[,Cart.7.2006], 1, meanna),
+         apply(Retornos.VM.BR[,Cart.8.2006], 1, meanna))
> Cart.2006 <- xts(matrix(Cart.2006, nrow(Retornos.VM.BR),8, byrow = F),
+         order.by = index(Retornos.VM.BR))
> colnames(Cart.2006) <- c('Cart.1','Cart.2','Cart.3','Cart.4',
+         'Cart.5','Cart.6','Cart.7','Cart.8')
> ###Carteiras de 2007
> 209/8

> Cart.1.2007 = ORDacc[1:26,7]
> Cart.2.2007 = ORDacc[27:52,7]
> Cart.3.2007 = ORDacc[53:78,7]
> Cart.4.2007 = ORDacc[79:104,7]
> Cart.5.2007 = ORDacc[105:131,7]
> Cart.6.2007 = ORDacc[132:157,7]
> Cart.7.2007 = ORDacc[158:183,7]
> Cart.8.2007 = ORDacc[184:209,7]
> ###Colocando os retornos
> Cart.2007 <- c(apply(Retornos.VM.BR[,Cart.1.2007], 1, meanna),
+         apply(Retornos.VM.BR[,Cart.2.2007], 1, meanna),
+         apply(Retornos.VM.BR[,Cart.3.2007], 1, meanna),
+         apply(Retornos.VM.BR[,Cart.4.2007], 1, meanna),
+         apply(Retornos.VM.BR[,Cart.5.2007], 1, meanna),
+         apply(Retornos.VM.BR[,Cart.6.2007], 1, meanna),
+         apply(Retornos.VM.BR[,Cart.7.2007], 1, meanna),
+         apply(Retornos.VM.BR[,Cart.8.2007], 1, meanna))
> Cart.2007 <- xts(matrix(Cart.2007, nrow(Retornos.VM.BR),8, byrow = F),
+         order.by = index(Retornos.VM.BR))
> colnames(Cart.2007) <- c('Cart.1','Cart.2','Cart.3','Cart.4',
+         'Cart.5','Cart.6','Cart.7','Cart.8')
> ###Carteiras de 2008
> 219/8

```



```

> Cart.1.2008 = ORDacc[1:28,8]
> Cart.2.2008 = ORDacc[29:55,8]
> Cart.3.2008 = ORDacc[56:82,8]
> Cart.4.2008 = ORDacc[83:109,8]
> Cart.5.2008 = ORDacc[110:136,8]
> Cart.6.2008 = ORDacc[137:163,8]
> Cart.7.2008 = ORDacc[164:191,8]
> Cart.8.2008 = ORDacc[192:219,8]
> ###Colocando os retornos
>
> Cart.2008 <- c(apply(Retornos.VM.BR[,Cart.1.2008], 1, meanna),
+               apply(Retornos.VM.BR[,Cart.2.2008], 1, meanna),
+               apply(Retornos.VM.BR[,Cart.3.2008], 1, meanna),
+               apply(Retornos.VM.BR[,Cart.4.2008], 1, meanna),
+               apply(Retornos.VM.BR[,Cart.5.2008], 1, meanna),
+               apply(Retornos.VM.BR[,Cart.6.2008], 1, meanna),
+               apply(Retornos.VM.BR[,Cart.7.2008], 1, meanna),
+               apply(Retornos.VM.BR[,Cart.8.2008], 1, meanna))
> Cart.2008 <- xts(matrix(Cart.2008, nrow(Retornos.VM.BR),8, byrow = F),
+                    order.by = index(Retornos.VM.BR))
> colnames(Cart.2008) <- c('Cart.1', 'Cart.2', 'Cart.3', 'Cart.4',
+                          'Cart.5', 'Cart.6', 'Cart.7', 'Cart.8')
> ###Carteiras de 2009
> 228/8

> Cart.1.2009 = ORDacc[1:16,9]
> Cart.2.2009 = ORDacc[17:32,9]
> Cart.3.2009 = ORDacc[33:48,9]
> Cart.4.2009 = ORDacc[49:64,9]
> Cart.5.2009 = ORDacc[65:80,9]
> Cart.6.2009 = ORDacc[81:96,9]
> Cart.7.2009 = ORDacc[97:112,9]
> Cart.8.2009 = ORDacc[113:128,9]
> ###Colocando os retornos
> Cart.2009 <- c(apply(Retornos.VM.BR[,Cart.1.2009], 1, meanna),
+               apply(Retornos.VM.BR[,Cart.2.2009], 1, meanna),
+               apply(Retornos.VM.BR[,Cart.3.2009], 1, meanna),
+               apply(Retornos.VM.BR[,Cart.4.2009], 1, meanna),

```

```

+             apply(Retornos.VM.BR[,Cart.5.2009], 1, meanna),
+             apply(Retornos.VM.BR[,Cart.6.2009], 1, meanna),
+             apply(Retornos.VM.BR[,Cart.7.2009], 1, meanna),
+             apply(Retornos.VM.BR[,Cart.8.2009], 1, meanna))
> Cart.2009 <- xts(matrix(Cart.2009, nrow(Retornos.VM.BR),8, byrow = F),
+             order.by = index(Retornos.VM.BR))
> colnames(Cart.2009) <- c('Cart.1','Cart.2','Cart.3','Cart.4',
+             'Cart.5','Cart.6','Cart.7','Cart.8')
> ###Carteiras de 2010
> 233/8

> Cart.1.2010 = ORDacc[1:29,10]
> Cart.2.2010 = ORDacc[30:58,10]
> Cart.3.2010 = ORDacc[59:87,10]
> Cart.4.2010 = ORDacc[88:116,10]
> Cart.5.2010 = ORDacc[117:148,10]
> Cart.6.2010 = ORDacc[149:175,10]
> Cart.7.2010 = ORDacc[176:204,10]
> Cart.8.2010 = ORDacc[205:233,10]
> ###Colocando os retornos
>
> Cart.2010 <- c(apply(Retornos.VM.BR[,Cart.1.2010], 1, meanna),
+             apply(Retornos.VM.BR[,Cart.2.2010], 1, meanna),
+             apply(Retornos.VM.BR[,Cart.3.2010], 1, meanna),
+             apply(Retornos.VM.BR[,Cart.4.2010], 1, meanna),
+             apply(Retornos.VM.BR[,Cart.5.2010], 1, meanna),
+             apply(Retornos.VM.BR[,Cart.6.2010], 1, meanna),
+             apply(Retornos.VM.BR[,Cart.7.2010], 1, meanna),
+             apply(Retornos.VM.BR[,Cart.8.2010], 1, meanna))
> Cart.2010 <- xts(matrix(Cart.2010, nrow(Retornos.VM.BR),8, byrow = F),
+             order.by = index(Retornos.VM.BR))
> colnames(Cart.2010) <- c('Cart.1','Cart.2','Cart.3','Cart.4',
+             'Cart.5','Cart.6','Cart.7','Cart.8')
> ###Carteiras de 2011
> 236/8

> Cart.1.2011 = ORDacc[1:30,11]
> Cart.2.2011 = ORDacc[31:60,11]

```

```

> Cart.3.2011 = ORDacc[61:89,11]
> Cart.4.2011 = ORDacc[90:118,11]
> Cart.5.2011 = ORDacc[119:147,11]
> Cart.6.2011 = ORDacc[148:176,11]
> Cart.7.2011 = ORDacc[177:206,11]
> Cart.8.2011 = ORDacc[207:236,11]
> ###Colocando os retornos
>
> Cart.2011 <- c(apply(Retornos.VM.BR[,Cart.1.2011], 1, meanna),
+               apply(Retornos.VM.BR[,Cart.2.2011], 1, meanna),
+               apply(Retornos.VM.BR[,Cart.3.2011], 1, meanna),
+               apply(Retornos.VM.BR[,Cart.4.2011], 1, meanna),
+               apply(Retornos.VM.BR[,Cart.5.2011], 1, meanna),
+               apply(Retornos.VM.BR[,Cart.6.2011], 1, meanna),
+               apply(Retornos.VM.BR[,Cart.7.2011], 1, meanna),
+               apply(Retornos.VM.BR[,Cart.8.2011], 1, meanna))
> Cart.2011 <- xts(matrix(Cart.2011, nrow(Retornos.VM.BR),8, byrow = F),
+               order.by = index(Retornos.VM.BR))
> colnames(Cart.2011) <- c('Cart.1', 'Cart.2', 'Cart.3', 'Cart.4',
+               'Cart.5', 'Cart.6', 'Cart.7', 'Cart.8')
> ###Carteiras de 2012
> 232/8

> Cart.1.2012 = ORDacc[1:29,12]
> Cart.2.2012 = ORDacc[30:58,12]
> Cart.3.2012 = ORDacc[59:87,12]
> Cart.4.2012 = ORDacc[88:116,12]
> Cart.5.2012 = ORDacc[117:145,12]
> Cart.6.2012 = ORDacc[146:174,12]
> Cart.7.2012 = ORDacc[175:203,12]
> Cart.8.2012 = ORDacc[204:232,12]
> ###Colocando os retornos
>
> Cart.2012 <- c(apply(Retornos.VM.BR[,Cart.1.2012], 1, meanna),
+               apply(Retornos.VM.BR[,Cart.2.2012], 1, meanna),
+               apply(Retornos.VM.BR[,Cart.3.2012], 1, meanna),
+               apply(Retornos.VM.BR[,Cart.4.2012], 1, meanna),
+               apply(Retornos.VM.BR[,Cart.5.2012], 1, meanna),

```

```

+             apply(Retornos.VM.BR[,Cart.6.2012], 1, meanna),
+             apply(Retornos.VM.BR[,Cart.7.2012], 1, meanna),
+             apply(Retornos.VM.BR[,Cart.8.2012], 1, meanna))
> Cart.2012 <- xts(matrix(Cart.2012, nrow(Retornos.VM.BR),8, byrow = F),
+             order.by = index(Retornos.VM.BR))
> colnames(Cart.2012) <- c('Cart.1','Cart.2','Cart.3','Cart.4',
+             'Cart.5','Cart.6','Cart.7','Cart.8')
> ###Carteiras de 2013
> 236/8

> Cart.1.2013 = ORDacc[1:30,13]
> Cart.2.2013 = ORDacc[31:60,13]
> Cart.3.2013 = ORDacc[61:89,13]
> Cart.4.2013 = ORDacc[90:118,13]
> Cart.5.2013 = ORDacc[119:147,13]
> Cart.6.2013 = ORDacc[148:176,13]
> Cart.7.2013 = ORDacc[177:206,13]
> Cart.8.2013 = ORDacc[207:236,13]
> ###Colocando os retornos
>
> Cart.2013 <- c(apply(Retornos.VM.BR[,Cart.1.2013], 1, meanna),
+             apply(Retornos.VM.BR[,Cart.2.2013], 1, meanna),
+             apply(Retornos.VM.BR[,Cart.3.2013], 1, meanna),
+             apply(Retornos.VM.BR[,Cart.4.2013], 1, meanna),
+             apply(Retornos.VM.BR[,Cart.5.2013], 1, meanna),
+             apply(Retornos.VM.BR[,Cart.6.2013], 1, meanna),
+             apply(Retornos.VM.BR[,Cart.7.2013], 1, meanna),
+             apply(Retornos.VM.BR[,Cart.8.2013], 1, meanna))
> Cart.2013 <- xts(matrix(Cart.2013, nrow(Retornos.VM.BR),8, byrow = F),
+             order.by = index(Retornos.VM.BR))
> colnames(Cart.2013) <- c('Cart.1','Cart.2','Cart.3','Cart.4',
+             'Cart.5','Cart.6','Cart.7','Cart.8')
> ###Carteiras de 2014
> 236/8

> Cart.1.2014 = ORDacc[1:30,14]
> Cart.2.2014 = ORDacc[31:60,14]

```

```

> Cart.3.2014 = ORDacc[61:89,14]
> Cart.4.2014 = ORDacc[90:118,14]
> Cart.5.2014 = ORDacc[119:147,14]
> Cart.6.2014 = ORDacc[148:176,14]
> Cart.7.2014 = ORDacc[177:206,14]
> Cart.8.2014 = ORDacc[207:236,14]
> ###Colocando os retornos
> Cart.2014 <- c(apply(Retornos.VM.BR[,Cart.1.2014], 1, meanna),
+               apply(Retornos.VM.BR[,Cart.2.2014], 1, meanna),
+               apply(Retornos.VM.BR[,Cart.3.2014], 1, meanna),
+               apply(Retornos.VM.BR[,Cart.4.2014], 1, meanna),
+               apply(Retornos.VM.BR[,Cart.5.2014], 1, meanna),
+               apply(Retornos.VM.BR[,Cart.6.2014], 1, meanna),
+               apply(Retornos.VM.BR[,Cart.7.2014], 1, meanna),
+               apply(Retornos.VM.BR[,Cart.8.2014], 1, meanna))
> Cart.2014 <- xts(matrix(Cart.2014, nrow(Retornos.VM.BR),8, byrow = F),
+                     order.by = index(Retornos.VM.BR))
> colnames(Cart.2014) <- c('Cart.1','Cart.2','Cart.3','Cart.4',
+                          'Cart.5','Cart.6','Cart.7','Cart.8')
> ###Carteiras de 2015
> 236/8

> Cart.1.2015 = ORDacc[1:30,15]
> Cart.2.2015 = ORDacc[31:60,15]
> Cart.3.2015 = ORDacc[61:89,15]
> Cart.4.2015 = ORDacc[90:118,15]
> Cart.5.2015 = ORDacc[119:147,15]
> Cart.6.2015 = ORDacc[148:176,15]
> Cart.7.2015 = ORDacc[177:206,15]
> Cart.8.2015 = ORDacc[207:236,15]
> ###Colocando os retornos
> Cart.2015 <- c(apply(Retornos.VM.BR[,Cart.1.2015], 1, meanna),
+               apply(Retornos.VM.BR[,Cart.2.2015], 1, meanna),
+               apply(Retornos.VM.BR[,Cart.3.2015], 1, meanna),
+               apply(Retornos.VM.BR[,Cart.4.2015], 1, meanna),
+               apply(Retornos.VM.BR[,Cart.5.2015], 1, meanna),
+               apply(Retornos.VM.BR[,Cart.6.2015], 1, meanna),
+               apply(Retornos.VM.BR[,Cart.7.2015], 1, meanna),

```

```

+           apply(Retornos.VM.BR[,Cart.8.2015], 1, meanna))
> Cart.2015 <- xts(matrix(Cart.2015, nrow(Retornos.VM.BR),8, byrow = F),
+           order.by = index(Retornos.VM.BR))
> colnames(Cart.2015) <- c('Cart.1','Cart.2','Cart.3','Cart.4',
+           'Cart.5','Cart.6','Cart.7','Cart.8')
> #####Juntar as bases nos tempos corretos
> carteiras.br <- append(Cart.2001[1:12,], Cart.2002[13:24,])
> carteiras.br1 <- append(Cart.2003[25:36,], Cart.2004[37:48,])
> carteiras3 = append(carteiras.br, carteiras.br1)
> carteira.br2 = append(Cart.2005[49:60,], Cart.2006[61:72,])
> carteiras4 = append(carteiras3, carteira.br2)
> carteiras5 = append(carteiras4, Cart.2007[73:84,])
> carteiras6 = append(carteiras5, Cart.2008[85:96,])
> carteiras7 = append(carteiras6, Cart.2009[97:108,])
> carteiras8 = append(carteiras7, Cart.2010[109:120,])
> carteiras9 = append(carteiras8, Cart.2011[121:132,])
> carteiras10 = append(carteiras9, Cart.2012[133:144,])
> carteiras11 = append(carteiras10, Cart.2013[145:156,])
> carteiras12 = append(carteiras11, Cart.2014[157:168,])
> carteira.final = append(carteiras12, Cart.2015[169:180,])
> dim(carteira.final) #180meses 8carteiras 01/07/2001 - 01/06/2017

> carteira.final = na.omit(carteira.final)
> carteira.final = as.matrix(carteira.final)
> Ret.BR.xts <- Ret.BR.xts["2002-08-01/2017-07-01"]
> dim(Ret.BR.xts)

[1] 180 236

> carteira.final <- xts(matrix
+(carteira.final, nrow(carteira.final), 8, byrow = T),
+           order.by = index(Ret.BR.xts))
> colnames(carteira.final) <- c('Cart.1','Cart.2','Cart.3','Cart.4',
+           'Cart.5','Cart.6','Cart.7','Cart.8')

> ##### Retornos do RF (Selic Over monthly rate)
> ##### Retornos do RF

```

```

> Selic = read.csv("brasilselic.csv", header=T, sep=";")
> Selic$Data <- as.Date(Selic$Data, origin="1899-12-30")
> Selicxts <- xts(Selic[,2], order.by = Selic$Data)
> logSelicxts = Selicxts*100
> logSelicxts <- logSelicxts["2002-08-01/2017-07-01"]
> dim(logSelicxts)

> # Excess log-returns of the 8 carteiras de accruaks
> ExRetCart <- NULL
> for(i in 1:8){
+   ExRetCart <- append(ExRetCart, carteira.final[,i]-logSelicxts)
+ }
> ExRetCart <- xts(matrix(ExRetCart, nrow(Ret.BR.xts), 8, byrow = T),
+                   order.by = index(Ret.BR.xts))
> colnames(ExRetCart) <- colnames(carteira.final)
> head(ExRetCart[,1:8])

> # Exclude industries with less than 80% data not NA:
> findexcl <- function(x){length(subset(x,is.na(x)==T))/length(x)}
> indexcl <- apply(ExRetCart, 2, findexcl)
> indincl <- names(subset(indexcl, indexcl<=0.20))
> length(indincl) # 8 carteiras

> ExRet <- subset(ExRetCart, select = indincl)
> dim(ExRet) ##180 meses 8 carteiras

> # Keeping the longest time-series without NA
> ExRet <- na.contiguous(ExRet)
> dim(ExRet) # 179 months 8 carteiras

> ExRet <- ExRet["2002-08-01/2017-07-01"]
> #####Rm - Rf
> Rm = Rm - logSelicxts
> colnames(Rm) <- 'Rm'
> ##### Retornos dos ndices SMB HML ACC
>
> dim(Indices.brasil)

```

```

> data1 <- data.frame(ExRet, Rm, Indices.brasil)
> dim(ExRet)

> #####Series temporais#####
> #####Seguindo os fatores de risco, cada ativo: retorno anormal.
>
> tsCart.1 <- lm(Cart.1 ~ Rm, data = data1)
> tsCart.2 <- lm(Cart.2 ~ Rm, data = data1)
> tsCart.3 <- lm(Cart.3 ~ Rm, data = data1)
> tsCart.4 <- lm(Cart.4 ~ Rm, data = data1)
> tsCart.5 <- lm(Cart.5 ~ Rm, data = data1)
> tsCart.6 <- lm(Cart.6 ~ Rm, data = data1)
> tsCart.7 <- lm(Cart.7 ~ Rm, data = data1)
> tsCart.8 <- lm(Cart.8 ~ Rm, data = data1)
> # ###GRS Statistics
> t <- nrow(data1) #numero de meses aqui
> N <- ncol(ExRet) #numero de carteiras aqui, deve ser 8
> k2 <- 1 #Numero de fatores que estou utilizando.
> # Vector of alphas
> alphas2 <- matrix(c(as.numeric(tsCart.1$coefficients[1]),
+as.numeric(tsCart.2$coefficients[1]),
+
+as.numeric(tsCart.3$coefficients[1]),
+as.numeric(tsCart.4$coefficients[1]),
+
+as.numeric(tsCart.5$coefficients[1]),
+as.numeric(tsCart.6$coefficients[1]),
+
+as.numeric(tsCart.7$coefficients[1]),
+as.numeric(tsCart.8$coefficients[1])),8)
> dim(alphas2) # Nx1 8 1

> # Sigmahat
> # Residuals matrix
> res2 <- cbind(resid(tsCart.1),resid(tsCart.2),resid(tsCart.3),resid(tsCart.4),
+
+resid(tsCart.5),resid(tsCart.6),resid(tsCart.7),resid(tsCart.8))
> dim(res2) # txN

> Sigmahat2 <- (1/t)*cov(res2)
> # # Vector of factor means # Vector of zeros

```



```

> mu_f2 <- matrix(c(mean(data1$Rm))) # kx1
> # Variance-Covariance Matrix of factors
> var_f2 <- var(data1[,9])
> # GRS Statistics
> J12 <- as.numeric(((t-N-k2)/N)*solve(1+t(mu_f2)%*%solve(var_f2)%*%mu_f2)*
+               t(alphas2)%*%solve(Sigmahat2)%*%alphas2,k2)
> J12

```

```
[1] 256.1442
```

```

> ###Media dos alfas - 0 / erro padrao dos alfas
> #####21*1+179*Matriz(4,1)*Matriz(3x3)*
> # J11 ~ F(N, t-N-k2)
> qf(0.95, N, t-N-k2) # 5% of significance

```

```
[1] 1.9929
```

```

> # P-value
> 1-pf(J12, N, t-N-k2)

```

```
[1] 0
```

```

> # Conclusion: Reject the null hypothesis that the
> alphas are jointly equal to zero.
> ####Primeiro estagio de Fama-MacBeth que e rodar as series de tempo
> ##Cada ativo "individualmente"
>
> betasRm <- NULL
> for(i in 1:8){
+   capmmode1 <- lm(data1[,i] ~ Rm, data = data1)
+   betasRm <- append(betasRm, capmmode1$coefficients["Rm"])
+
+ }
> betasRm <- matrix(betasRm, length(betasRm))
> colnames(betasRm) <- "BetasRm"
> head(betasRm)

```

```

> #####Segundo estagio: 180 cross-section
> ###Se os fatores de risco explicam as diferencas de retorno entre os ativos
>
> data1cs <- data.frame(t(data1[,1:8]), betasRm)
> dim(data1cs) ##8 181

> lambdas02 <- NULL
> lambdasRm <- NULL
> resids2 <- NULL
> for(i in 1:nrow(data1)){
+   capmmodel2 <- lm(data1cs[,i] ~ betasRm,
+                     data = data1cs)
+   lambdas02 <- append(lambdas02, capmmodel2$coefficients[1])
+   lambdasRm <- append(lambdasRm, capmmodel2$coefficients[2])
+   resids2 <- append(resids2, resid(capmmodel2))
+ }
> lambdas02 <- matrix(lambdas02, length(lambdas02))
> lambdasRm <- matrix(lambdasRm, length(lambdasRm))
> colnames(lambdas02) <- "Lambdas02"
> colnames(lambdasRm) <- "LambdasRm"
> lambdas2 <- cbind(lambdas02, lambdasRm)
> head(lambdas2)

> # Function to calculate gamma_hat, sigma_gamma_hat and t_gamma
> # (without Shanken's (1992) correction)
> gamma_hat <- function(v){mean(v)} # gamma chapu, 1/T
> sigma_gamma_hat <- function(v){sum((v-mean(v))^2)/(length(v)*(length(v)-1))} ##
> ### Soma dos quadrados dos desvios de gama estimado, dividido por T(T-1)
> t_gamma <- function(v){gamma_hat(v)/sqrt(sigma_gamma_hat(v))}
> ##Fama-MacBeth Statistics:
> # Computing gamma_hat: (faz a media dos coeficientes)
> # Lambdas 2 so os coeficientes da segunda etapa, fatores + intercepto
> apply(lambdas2, 2, gamma_hat) ###coeficientes

```

```

Lambdas02   LambdasRm
-1.10545588  0.07553349

```

```
> # Computing t-statistics
> apply(lambdas2, 2, sigma_gamma_hat) ###desvio padrao
```

```
Lambdas02 LambdasRm
0.02817030 0.03061648
```

```
> apply(lambdas2, 2, t_gamma) ###estatistica t
```

```
Lambdas02 LambdasRm
-6.586363 0.431680
```

```
> # Computing MAE
> mean(abs(resids2)) ##Mean square error
```

```
[1] 0.03616307
```

```
> # Computing Shanken's (1992) Correction
> sigma_gamma_hat_shanken4f <- function(v){
+   sigma_gamma_hat(v)*(1 + t(mean(lambdas2[,2])))%*%
+   solve(var(data1$Rm))%*%
+   t( t(mean(lambdas2[,2]))))
+ }
> t_gamma_shanken4f <- function(v){
+   gamma_hat(v)/sqrt(sigma_gamma_hat_shanken4f(v))
+ }
> apply(lambdas2, 2, sigma_gamma_hat_shanken4f)
```

```
Lambdas02 LambdasRm
0.02967134 0.03224786
```

```
> apply(lambdas2, 2, t_gamma_shanken4f)
```

```
Lambdas02 LambdasRm
-6.4176032 0.4206192
```

```

      Lambdas02      LambdasRm
1.201682e-09 6.745377e-01

> #####Series temporais#####
> #####MODELO COM O FATOR ACCRUALS#####
>
> tsCart.1.1 <- lm(Cart.1 ~ Rm + Acc, data = data1)
> tsCart.2.1 <- lm(Cart.2 ~ Rm + Acc, data = data1)
> tsCart.3.1 <- lm(Cart.3 ~ Rm + Acc, data = data1)
> tsCart.4.1 <- lm(Cart.4 ~ Rm + Acc, data = data1)
> tsCart.5.1 <- lm(Cart.5 ~ Rm + Acc, data = data1)
> tsCart.6.1 <- lm(Cart.6 ~ Rm + Acc, data = data1)
> tsCart.7.1 <- lm(Cart.7 ~ Rm + Acc, data = data1)
> tsCart.8.1 <- lm(Cart.8 ~ Rm + Acc, data = data1)
> # ###GRS Statistics
> t <- nrow(data1) #numero de meses aqui
> N <- ncol(ExRet) #numero de carteiras aqui, deve ser 8
> k2.1 <- 2 #Numero de fatores que estou utilizando.
> # Vector of alphas
> alphas2.1 <- matrix(c(as.numeric(tsCart.1.1$coefficients[1]),
+                        as.numeric(tsCart.2.1$coefficients[1]),
+                        as.numeric(tsCart.3.1$coefficients[1]),
+                        as.numeric(tsCart.4.1$coefficients[1]),
+                        as.numeric(tsCart.5.1$coefficients[1]),
+                        as.numeric(tsCart.6.1$coefficients[1]),
+                        as.numeric(tsCart.7.1$coefficients[1]),
+                        as.numeric(tsCart.8.1$coefficients[1])),8)
> dim(alphas2.1) # Nx1 8 1

[1] 8 1

> colnames(alphas2.1) <- "Alphas2"
> head(alphas2.1)

> # Sigmahat
> # Residuals matrix

```

```

> res2.1 <- cbind(resid(tsCart.1.1),resid(tsCart.2.1),resid(tsCart.3.1),
+resid(tsCart.4.1),
+          resid(tsCart.5.1),resid(tsCart.6.1),resid(tsCart.7.1),
+resid(tsCart.8.1))
> dim(res2.1) # txN

> Sigmahat2.1 <- (1/t)*cov(res2.1) # NxN
> # # Vector of factor means # Vector of zeros
> mu_f2.1 <- matrix(c(mean(data1$Rm), mean(data1$Acc))) # kx1
> # Variance-Covariance Matrix of factors
> data2 = cbind(data1$Rm, data1$Acc)
> colnames(data2) = c("Rm", "Acc")
> var_f2.1 <- var(data2)
> # GRS Statistics
> J12.1 <- as.numeric(((t-N-k2.1)/N)*solve(1+t(mu_f2.1)%*%
+ solve(var_f2.1)%*%mu_f2.1)*
+          t(alphas2.1)%*%solve(Sigmahat2.1)%*%alphas2.1,k2.1)
> J12.1

```

```
[1] 235.2492
```

```

> ###Media dos alfas - 0 / erro padrao dos alfas
> #####21*1+179*Matriz(4,1)*Matriz(3x3)*
> # J11 ~ F(N, t-N-k2)
> qf(0.95, N, t-N-k2.1) # 5% of significance

```

```
[1] 1.993224
```

```

> # P-value
> 1-pf(J12.1, N, t-N-k2.1)

```

```
[1] 0
```

```

##
> betasRm <- NULL
> betasAcc <- NULL
> for(i in 1:8){
+   acc.capmmodel1 <- lm(data1[,i] ~ Rm + Acc, data = data1)
+   betasRm <- append(betasRm, acc.capmmodel1$coefficients["Rm"])
+   betasAcc <- append(betasAcc, acc.capmmodel1$coefficients["Acc"])
+ }
> betasRm <- matrix(betasRm, length(betasRm))
> betasAcc <- matrix(betasAcc, length(betasAcc))
> colnames(betasRm) <- "BetasRm"
> colnames(betasAcc) <- "BetasAcc"
> head(betasRm)

> #####Segundo estagio: cross-section
> data1cs.1 <- data.frame(t(data1[,1:8]), betasRm, betasAcc)
> dim(data1cs.1) ##8 182

> lambdas02.1 <- NULL
> lambdasRm.1 <- NULL
> lambdasAcc.1 <- NULL
> resids2.1 <- NULL
> for(i in 1:nrow(data1)){
+   acc.capmmodel2 <- lm(data1cs[,i] ~ betasRm + betasAcc,
+                         data = data1cs)
+   lambdas02.1 <- append(lambdas02.1, acc.capmmodel2$coefficients[1])
+   lambdasRm.1 <- append(lambdasRm.1, acc.capmmodel2$coefficients[2])
+   lambdasAcc.1 <- append(lambdasAcc.1, acc.capmmodel2$coefficients[3])
+   resids2.1 <- append(resids2.1, resid(acc.capmmodel2))
+ }
> lambdas02.1 <- matrix(lambdas02.1, length(lambdas02.1))
> lambdasRm.1 <- matrix(lambdasRm.1, length(lambdasRm.1))
> lambdasAcc.1 <- matrix(lambdasAcc.1, length(lambdasAcc.1))
> colnames(lambdas02.1) <- "Lambdas02.1"
> colnames(lambdasRm.1) <- "LambdasRm.1"
> colnames(lambdasAcc.1) <- "LambdasAcc.1"
> lambdas2.1 <- cbind(lambdas02.1, lambdasRm.1, lambdasAcc.1)
> head(lambdas2.1)

```

```

      Lambdas02.1 LambdasRm.1 LambdasAcc.1
[1,]  -1.3248636  -0.1115112  -2.2584151
[2,]  -0.9639796  -0.4216015   0.7104325
[3,]  -1.9510091   0.2920169   7.9539152
[4,]  -0.9642527  -0.6121758  12.0123642
[5,]  -0.9774600  -0.7934203   0.7124625
[6,]  -2.9518103   1.0052451   5.0060916

```

```
> dim(lambdas2.1)
```

```

> # Function to calculate gamma_hat, sigma_gamma_hat and t_gamma
> # (without Shanken's (1992) correction)
> gamma_hat <- function(v){mean(v)} # mean
> sigma_gamma_hat <- function(v){sum((v-mean(v))^2)/(length(v)*(length(v)-1))}
> t_gamma <- function(v){gamma_hat(v)/sqrt(sigma_gamma_hat(v))}
> ##Fama-MacBeth Statistics:
> # Computing gamma_hat:
> apply(lambdas2.1, 2, gamma_hat)

```

```

Lambdas02.1 LambdasRm.1 LambdasAcc.1
-1.11612146  0.08745664 -0.42072265

```

```

> # Computing t-statistics
> apply(lambdas2.1, 2, sigma_gamma_hat)

```

```

Lambdas02.1 LambdasRm.1 LambdasAcc.1
0.02480621  0.02696922  1.53277994

```

```
> apply(lambdas2.1, 2, t_gamma)
```

```

Lambdas02.1 LambdasRm.1 LambdasAcc.1
-7.0864917  0.5325478  -0.3398255

```

```
> p.value = 2*pt(-abs(apply(lambdas2.1, 2, t_gamma_shanken4f)), df=179)
> p.value
```

```
Lambdas02.1 LambdasRm.1 LambdasAcc.1
8.435137e-11 6.044696e-01 7.409424e-01
```

```
> # Computing MAE
> mean(abs(resids2.1))
```

```
[1] 0.0315373
```

```
> # Computing Shanken's (1992) Correction for four factors
> sigma_gamma_hat_shanken4f <- function(v){
+   sigma_gamma_hat(v)*(1 + t(apply(lambdas2.1[, -1], 2, mean))%*%
+                               solve(cov(data2))%*%
+                               t(t(apply(lambdas2.1[, -1], 2, mean))))
+ }
> t_gamma_shanken4f <- function(v){
+   gamma_hat(v)/sqrt(sigma_gamma_hat_shanken4f(v))
+ }
> apply(lambdas2.1, 2, sigma_gamma_hat_shanken4f)
```

```
Lambdas02.1 LambdasRm.1 LambdasAcc.1
0.02667839 0.02900465 1.64846260
```

```
> apply(lambdas2.1, 2, t_gamma_shanken4f)
```

```
Lambdas02.1 LambdasRm.1 LambdasAcc.1
-6.8333181 0.5135219 -0.3276848
```

```
> p.value = 2*pt(-abs(apply(lambdas2.1, 2, t_gamma_shanken4f)), df=179)
> p.value
```

```
Lambdas02.1 LambdasRm.1 LambdasAcc.1
1.254699e-10 6.082196e-01 7.435329e-01
```


C.2.2.2 Carteiras de Setor

```
> firms <- read.csv("Setor.csv", header = T, sep = ";")
> names(firms)
```

```
> Empresas <- firms$Empresas
> codigos <- firms$Codigo
> rownames(firms) <- codigos
> firms$Codigo <- as.factor(firms$Codigo)
> firms$Setor <- as.factor(firms$Setor)
> summary(firms$Setor)
```

Agroepesca	AlimentoseBeb	Comercio	Construcao
4	12	17	10
Eletroeletronicos	EnergiaEletrica	MaquinasIndust	Minerao
4	38	4	4
Minerais no Met	Outros	PapeleCelulose	PetroleoeGas
3	47	5	7
Quimica	SiderureMetalur	Softwareedados	Telecomunicacoes
9	19	4	6
Textil	TransporteServic	Veiculosepecas	
18	12	13	

```
> # levels(firms$SubsetorBovespa)
>
> industries <- levels(firms$Setor)
> length(industries) # 19 categories
```

```
> ind1 <- rownames(subset(firms, Setor==industries[1]))
> ind2 <- rownames(subset(firms, Setor==industries[2]))
> ind3 <- rownames(subset(firms, Setor==industries[3]))
> ind4 <- rownames(subset(firms, Setor==industries[4]))
> ind5 <- rownames(subset(firms, Setor==industries[5]))
> ind6 <- rownames(subset(firms, Setor==industries[6]))
> ind7 <- rownames(subset(firms, Setor==industries[7]))
```

```

> ind8 <- rownames(subset(firms, Setor==industries[8]))
> ind9 <- rownames(subset(firms, Setor==industries[9]))
> ind10 <- rownames(subset(firms, Setor==industries[10]))
> ind11 <- rownames(subset(firms, Setor==industries[11]))
> ind12 <- rownames(subset(firms, Setor==industries[12]))
> ind13 <- rownames(subset(firms, Setor==industries[13]))
> ind14 <- rownames(subset(firms, Setor==industries[14]))
> ind15 <- rownames(subset(firms, Setor==industries[15]))
> ind16 <- rownames(subset(firms, Setor==industries[16]))
> ind17 <- rownames(subset(firms, Setor==industries[17]))
> ind18 <- rownames(subset(firms, Setor==industries[18]))
> ind19 <- rownames(subset(firms, Setor==industries[19]))
> # Returns of the Industry Portfolios
> meanna <- function(x){ # Function for calculating means excluding NA
+   ifelse(is.nan(mean(x, na.rm = T))==TRUE, NA, mean(x, na.rm = T))
+ }
> IndPort1 <- c(apply(Retornos.VM.BR[,ind1], 1, meanna),
+               apply(Retornos.VM.BR[,ind2], 1, meanna),
+               apply(Retornos.VM.BR[,ind3], 1, meanna),
+               apply(Retornos.VM.BR[,ind4], 1, meanna),
+               apply(Retornos.VM.BR[,ind5], 1, meanna),
+               apply(Retornos.VM.BR[,ind6], 1, meanna),
+               apply(Retornos.VM.BR[,ind7], 1, meanna),
+               apply(Retornos.VM.BR[,ind8], 1, meanna),
+               apply(Retornos.VM.BR[,ind9], 1, meanna),
+               apply(Retornos.VM.BR[,ind10], 1, meanna),
+               apply(Retornos.VM.BR[,ind11], 1, meanna),
+               apply(Retornos.VM.BR[,ind12], 1, meanna),
+               apply(Retornos.VM.BR[,ind13], 1, meanna),
+               apply(Retornos.VM.BR[,ind14], 1, meanna),
+               apply(Retornos.VM.BR[,ind15], 1, meanna),
+               apply(Retornos.VM.BR[,ind16], 1, meanna),
+               apply(Retornos.VM.BR[,ind17], 1, meanna),
+               apply(Retornos.VM.BR[,ind18], 1, meanna),
+               apply(Retornos.VM.BR[,ind19], 1, meanna))
> head(IndPort1)

> IndPort <- xts(matrix(IndPort1, nrow(Retornos.VM.BR),19, byrow = F),

```

```

+order.by = index(Retornos.VM.BR))
> colnames(IndPort) <- c('Ind1','Ind2','Ind3','Ind4','Ind5','Ind6','Ind7','Ind8',
+                        'Ind9','Ind10','Ind11','Ind12','Ind13','Ind14',
+'Ind15','Ind16',
+                        'Ind17','Ind18','Ind19')
> head(IndPort[,1:5])

> # Excess log-returns of the 41 Industry Portfolios
> ExRetIndPort <- NULL
> for(i in 1:19){
+   ExRetIndPort <- append(ExRetIndPort, IndPort[,i]-logSelicxts)
+ }
> ExRetIndPort <- xts(matrix(ExRetIndPort, nrow(Ret.BR.xts), 19, byrow = T),
+                      order.by = index(Ret.BR.xts))
> colnames(ExRetIndPort) <- colnames(IndPort)
> head(ExRetIndPort[,1:5])

> # Exclude industries with less than 80% data not NA:
> findexcl <- function(x){length(subset(x,is.na(x)==T))/length(x)}
> indexcl <- apply(ExRetIndPort, 2, findexcl)
> indincl <- names(subset(indexcl, indexcl<=0.1))
> length(indincl) # 15 industries

[1] 15

> ExRet <- subset(ExRetIndPort, select = indincl)
> dim(ExRet) ##180 15

[1] 180 15

> # Keeping the longest time-series without NA
> ExRet <- na.contiguous(ExRet)
> dim(ExRet) # 180 months

[1] 180 15

```



```

+             as.numeric(tsInd5$coefficients[1]),
+             as.numeric(tsInd6$coefficients[1]),
+             as.numeric(tsInd7$coefficients[1]),
+             as.numeric(tsInd9$coefficients[1]),
+             as.numeric(tsInd10$coefficients[1]),
+             as.numeric(tsInd11$coefficients[1]),
+             as.numeric(tsInd12$coefficients[1]),
+             as.numeric(tsInd13$coefficients[1]),
+             as.numeric(tsInd14$coefficients[1]),
+             as.numeric(tsInd16$coefficients[1]),
+             as.numeric(tsInd17$coefficients[1]),
+             as.numeric(tsInd19$coefficients[1])),15)
> dim(alphas2) # Nx1 17 1

> # Sigmahat
> # Residuals matrix
> res2 <- cbind(resid(tsInd9),resid(tsInd2),resid(tsInd3),resid(tsInd4),
+             resid(tsInd5),resid(tsInd6),resid(tsInd7),
+             resid(tsInd10), resid(tsInd11), resid(tsInd12), resid(tsInd13),
+             resid(tsInd14), resid(tsInd16), resid(tsInd17),
+             resid(tsInd19))
> dim(res2) # txN

> Sigmahat2 <- (1/t)*cov(res2)
> # # Vector of factor means # Vector of zeros
> mu_f2 <- matrix(c(mean(data1$Rm))) # kx1
> # Variance-Covariance Matrix of factors
> var_f2 <- var(data1$Rm)
> # GRS Statistics
> J12 <- as.numeric(((t-N-k2)/N)*solve(1+t(mu_f2)%*%solve(var_f2)%*%mu_f2)*
+             t(alphas2)%*%solve(Sigmahat2)%*%alphas2)
> J1a <- as.numeric(((t-N-k2)/N)*solve(1+t(mu_f2^2)%*%solve(var_f2)%*%mu_f2)*
+             t(alphas2)%*%solve(Sigmahat2)%*%alphas2, k2)
> J12

> #####21*1+179*Matriz(4,1)*Matriz(3x3)*
> # J11 ~ F(N, t-N-k2)
> qf(0.95, N, t-N-k2) # 5% of significance

```

```

> # P-value
> 1-pf(J12, N, t-N-k2)

> #####Primeiro estagio de Fama-MacBeth que e rodar as Series de tempo
> ##Cada ativo "individualmente"
>
> betasRm <- NULL
> for(i in 1:15){
+   capm.setor.1 <- lm(data1[,i] ~ Rm, data = data1)
+   betasRm <- append(betasRm, capm.setor.1$coefficients["Rm"])
+
+ }
> betasRm <- matrix(betasRm, length(betasRm))
> colnames(betasRm) <- "BetasRm"
> head(betasRm)

> lambdas02 <- NULL
> lambdasRm <- NULL
> resids2 <- NULL
> for(i in 1:nrow(data1)){
+   capm.setor.2 <- lm(data1cs[,i] ~ betasRm,
+                       data = data1cs)
+   lambdas02 <- append(lambdas02, capm.setor.2$coefficients[1])
+   lambdasRm <- append(lambdasRm, capm.setor.2$coefficients[2])
+
+   resids2 <- append(resids2, resid(capm.setor.2))
+ }
> lambdas02 <- matrix(lambdas02, length(lambdas02))
> lambdasRm <- matrix(lambdasRm, length(lambdasRm))
> colnames(lambdas02) <- "Lambdas02"
> colnames(lambdasRm) <- "LambdasRm"
> lambdas2 <- cbind(lambdas02, lambdasRm)
> head(lambdas2)

> # Function to calculate gamma_hat, sigma_gamma_hat and t_gamma
> # (without Shanken's (1992) correction)

```

```

> gamma_hat <- function(v){mean(v)} # gamma chapu, 1/T
> sigma_gamma_hat <- function(v){sum((v-mean(v))^2)/(length(v)*(length(v)-1))} ##
> ### Soma dos quadrados dos desvios de gama estimado, dividido por T(T-1)
> t_gamma <- function(v){gamma_hat(v)/sqrt(sigma_gamma_hat(v))}
> ##Fama-MacBeth Statistics:
> # Computing gamma_hat: (faz a media dos coeficientes)
> # Lambdas 2 so os coeficientes da segunda etapa, fatores + interecepto
> apply(lambdas2, 2, gamma_hat) ###coeficientes

Lambdas02  LambdasRm
-1.1234022  0.0909872

> # Computing t-statistics
> ### 0 dois para aplicar a funo na segunda dimenso da matriz
> apply(lambdas2, 2, sigma_gamma_hat) ###desvio padrao

> apply(lambdas2, 2, t_gamma) ###estatistica t

> p.value = 2*pt(-abs(apply(lambdas2, 2, t_gamma)), df=179)
> p.value

> t.test(lambdas2[,2])

> # Computing MAE
> mean(abs(resids2)) ##Mean square error

> # Computing Shanken's (1992) Correction for four factors
> sigma_gamma_hat_shanken4f <- function(v){
+   sigma_gamma_hat(v)*(1 + t(mean(lambdas2[,2]))**%
+                               solve(var(data1$Rm))**%
+                               t( t(mean(lambdas2[,2]))))
+ }
> t_gamma_shanken4f <- function(v){
+   gamma_hat(v)/sqrt(sigma_gamma_hat_shanken4f(v))
+ }
> apply(lambdas2, 2, sigma_gamma_hat_shanken4f)

```

```

> apply(lambdas2, 2, t_gamma_shanken4f)

> #####Series temporais#####
> #####MODELO COM O FATOR ACCRUALS#####
> #####Seguindo os fatores de risco, cada ativo da retorno anormal.
>
> tsInd2.2 <- lm(Ind2 ~ Rm + Acc, data = data1)
> tsInd2.3 <- lm(Ind3 ~ Rm + Acc, data = data1)
> tsInd2.4 <- lm(Ind4 ~ Rm + Acc, data = data1)
> tsInd2.5 <- lm(Ind5 ~ Rm + Acc, data = data1)
> tsInd2.6 <- lm(Ind6 ~ Rm + Acc, data = data1)
> tsInd2.7 <- lm(Ind7 ~ Rm + Acc, data = data1)
> tsInd2.9 <- lm(Ind9 ~ Rm + Acc, data = data1)
> tsInd2.10 <- lm(Ind10 ~ Rm + Acc, data = data1)
> tsInd2.11 <- lm(Ind11 ~ Rm + Acc, data = data1)
> tsInd2.12 <- lm(Ind12 ~ Rm + Acc, data = data1)
> tsInd2.13 <- lm(Ind13 ~ Rm + Acc, data = data1)
> tsInd2.14 <- lm(Ind14 ~ Rm + Acc, data = data1)
> tsInd2.16 <- lm(Ind16 ~ Rm + Acc, data = data1)
> tsInd2.17 <- lm(Ind17 ~ Rm + Acc, data = data1)
> tsInd2.19 <- lm(Ind19 ~ Rm + Acc, data = data1)
> # ###GRS Statistics
> t <- nrow(data1) #numero de meses aqui
> N <- ncol(ExRet) #numero de carteiras aqui, deve ser 8
> k2.1 <- 2 #Numero de fatores que estou utilizando.
> # Vector of alphas
> alphas2.1 <- matrix(c(as.numeric(tsInd2.2$coefficients[1]),
+                        as.numeric(tsInd2.3$coefficients[1]),
+                        as.numeric(tsInd2.4$coefficients[1]),
+                        as.numeric(tsInd2.5$coefficients[1]),
+                        as.numeric(tsInd2.6$coefficients[1]),
+                        as.numeric(tsInd2.7$coefficients[1]),
+                        as.numeric(tsInd2.9$coefficients[1]),
+                        as.numeric(tsInd2.10$coefficients[1]),
+                        as.numeric(tsInd2.11$coefficients[1]),
+                        as.numeric(tsInd2.12$coefficients[1]),
+                        as.numeric(tsInd2.13$coefficients[1]),
+                        as.numeric(tsInd2.14$coefficients[1])),

```



```

+             as.numeric(tsInd2.16$coefficients[1]),
+             as.numeric(tsInd2.17$coefficients[1]),
+             as.numeric(tsInd2.19$coefficients[1])),15)
> dim(alphas2.1) # Nx1 8 1

> # Sigmahat
> # Residuals matrix

> res2.1 <- cbind(resid(tsInd2.9),resid(tsInd2.2),
+resid(tsInd2.3),resid(tsInd2.4),
+      resid(tsInd2.5),resid(tsInd2.6),resid(tsInd2.7),
+      resid(tsInd2.10), resid(tsInd2.11), resid(tsInd2.12),
+ resid(tsInd2.13),
+      resid(tsInd2.14), resid(tsInd2.16), resid(tsInd2.17),
+      resid(tsInd2.19))
> dim(res2.1) # txN

> Sigmahat2.1 <- (1/t)*cov(res2.1) # NxN
> # # Vector of factor means # Vector of zeros
> mu_f2.1 <- matrix(c(mean(data1$Rm), mean(data1$Acc))) # kx1
> # Variance-Covariance Matrix of factors
> data2 = cbind(data1$Rm, data1$Acc)
> colnames(data2) = c("Rm", "Acc")
> var_f2.1 <- var(data2)
> # GRS Statistics
> J12.1 <- as.numeric(((t-N-k2.1)/N)*solve(1+t(mu_f2.1)
+%%solve(var_f2.1)%mu_f2.1)*
+      t(alphas2.1)%solve(Sigmahat2.1)
+%%alphas2.1,k2.1)
> J12.1

> #####21*1+179*Matriz(4,1)*Matriz(3x3)*
> # J11 ~ F(N, t-N-k2)
> qf(0.95, N, t-N-k2.1) # 5% of significance

> # P-value
> 1-pf(J12.1, N, t-N-k2.1)

```

```

> betasRm <- NULL
> betasAcc <- NULL
> for(i in 1:15){
+   capm.acc.setor.1 <- lm(data1[,i] ~ Rm + Acc, data = data1)
+   betasRm <- append(betasRm, capm.acc.setor.1$coefficients["Rm"])
+   betasAcc <- append(betasAcc, capm.acc.setor.1$coefficients["Acc"])
+ }
> betasRm <- matrix(betasRm, length(betasRm))
> betasAcc <- matrix(betasAcc, length(betasAcc))
> colnames(betasRm) <- "BetasRm"
> colnames(betasAcc) <- "BetasAcc"
> head(betasRm)

> data1cs.1 <- data.frame(t(data1[,1:15]), betasRm, betasAcc)
> dim(data1cs.1) ##8 184

> lambdas02.1 <- NULL
> lambdasRm.1 <- NULL
> lambdasAcc.1 <- NULL
> resids2.1 <- NULL
> for(i in 1:nrow(data1)){
+   capm.acc.setor.2 <- lm(data1cs[,i] ~ betasRm + betasAcc,
+                         data = data1cs)
+   lambdas02.1 <- append(lambdas02.1, capm.acc.setor.2$coefficients[1])
+   lambdasRm.1 <- append(lambdasRm.1, capm.acc.setor.2$coefficients[2])
+   lambdasAcc.1 <- append(lambdasAcc.1, capm.acc.setor.2$coefficients[3])
+   resids2.1 <- append(resids2.1, resid(capm.acc.setor.2))
+ }
> lambdas02.1 <- matrix(lambdas02.1, length(lambdas02.1))
> lambdasRm.1 <- matrix(lambdasRm.1, length(lambdasRm.1))
> lambdasAcc.1 <- matrix(lambdasAcc.1, length(lambdasAcc.1))
> colnames(lambdas02.1) <- "Lambdas02.1"
> colnames(lambdasRm.1) <- "LambdasRm.1"
> colnames(lambdasAcc.1) <- "LambdasAcc.1"
> lambdas2.1 <- cbind(lambdas02.1, lambdasRm.1, lambdasAcc.1)
> head(lambdas2.1)

> dim(lambdas2.1)

```

```

> apply(lambdas2.1, 2, gamma_hat)

> # Computing t-statistics
> apply(lambdas2.1, 2, sigma_gamma_hat)

> apply(lambdas2.1, 2, t_gamma)

> # Computing MAE
> mean(abs(resids2.1))

> apply(lambdas2.1, 2, sigma_gamma_hat_shanken4f)

> apply(lambdas2.1, 2, t_gamma_shanken4f)

```

C.2.3 3-fatores

C.2.3.1 Carteiras de Accruals

```

> tsCart.1 <- lm(Cart.1 ~ Rm + SMB + HML, data = data1)
> tsCart.2 <- lm(Cart.2 ~ Rm + SMB + HML, data = data1)
> tsCart.3 <- lm(Cart.3 ~ Rm + SMB + HML, data = data1)
> tsCart.4 <- lm(Cart.4 ~ Rm + SMB + HML, data = data1)
> tsCart.5 <- lm(Cart.5 ~ Rm + SMB + HML, data = data1)
> tsCart.6 <- lm(Cart.6 ~ Rm + SMB + HML, data = data1)
> tsCart.7 <- lm(Cart.7 ~ Rm + SMB + HML, data = data1)
> tsCart.8 <- lm(Cart.8 ~ Rm + SMB + HML, data = data1)
> # ###GRS Statistics
> t <- nrow(data1)
> N <- ncol(ExRet)
> k2 <- 3
> # Vector of alphas
> alphas2 <- matrix(c(as.numeric(tsCart.1$coefficients[1]),
+                      as.numeric(tsCart.2$coefficients[1]),

```

```

+             as.numeric(tsCart.3$coefficients[1]),
+             as.numeric(tsCart.4$coefficients[1]),
+             as.numeric(tsCart.5$coefficients[1]),
+             as.numeric(tsCart.6$coefficients[1]),
+             as.numeric(tsCart.7$coefficients[1]),
+             as.numeric(tsCart.8$coefficients[1])),8)
> dim(alphas2) # Nx1 8 1

> # Sigmahat
> # Residuals matrix
> res2 <- cbind(resid(tsCart.1),resid(tsCart.2),resid(tsCart.3),resid(tsCart.4),
+             resid(tsCart.5),resid(tsCart.6),resid(tsCart.7),resid(tsCart.8))
> dim(res2) # txN

> mu_f2 <- matrix(c(mean(data1$Rm), mean(data1$SMB), mean(data1$HML))) # kx1
> # Variance-Covariance Matrix of factors
> var_f2 <- var(data1[,9:11])
> # GRS Statistics
> J12 <- as.numeric(((t-N-k2)/N)*solve(1+t(mu_f2)%*%solve(var_f2)%*%mu_f2)*
+             t(alphas2)%*%solve(Sigmahat2)%*%alphas2,k2)
> J12

> #####21*1+179*Matriz(4,1)*Matriz(3x3)*
> # J11 ~ F(N, t-N-k2)
> qf(0.95, N, t-N-k2) # 5% of significance

> # P-value
> 1-pf(J12, N, t-N-k2)

> #library(stargazer)
> #stargazer(tsCart.1,tsCart.2,tsCart.3,tsCart.4,tsCart.5,
+ tsCart.6,tsCart.7,tsCart.8,
> #             align = T, digits = 3, type="text")
> betasRm <- NULL

```

```

> betasSMB <- NULL
> betasHML <- NULL
> for(i in 1:8){
+   threefactormodel1 <- lm(data1[,i] ~ Rm + SMB + HML, data = data1)
+   betasRm <- append(betasRm, threefactormodel1$coefficients["Rm"])
+   betasSMB <- append(betasSMB, threefactormodel1$coefficients["SMB"])
+   betasHML <- append(betasHML, threefactormodel1$coefficients["HML"])
+ }
> betasRm <- matrix(betasRm, length(betasRm))
> betasSMB <- matrix(betasSMB, length(betasSMB))
> betasHML <- matrix(betasHML, length(betasHML))
> colnames(betasRm) <- "BetasRm"
> colnames(betasSMB) <- "BetasSMB"
> colnames(betasHML) <- "BetasHML"
> head(betasRm)

> lambdas02 <- NULL
> lambdasRm <- NULL
> lambdasSMB <- NULL
> lambdasHML <- NULL
> resids2 <- NULL
> for(i in 1:nrow(data1)){
+   threefactormodel2 <- lm(data1cs[,i] ~ betasRm + betasSMB + betasHML,
+                           data = data1cs)
+   lambdas02 <- append(lambdas02, threefactormodel2$coefficients[1])
+   lambdasRm <- append(lambdasRm, threefactormodel2$coefficients[2])
+   lambdasSMB <- append(lambdasSMB, threefactormodel2$coefficients[3])
+   lambdasHML <- append(lambdasHML, threefactormodel2$coefficients[4])
+   resids2 <- append(resids2, resid(threefactormodel2))
+ }
> lambdas02 <- matrix(lambdas02, length(lambdas02))
> lambdasRm <- matrix(lambdasRm, length(lambdasRm))
> lambdasSMB <- matrix(lambdasSMB, length(lambdasSMB))
> lambdasHML <- matrix(lambdasHML, length(lambdasHML))
> colnames(lambdas02) <- "Lambdas02"
> colnames(lambdasRm) <- "LambdasRm"
> colnames(lambdasSMB) <- "LambdasSMB"
> colnames(lambdasHML) <- "LambdasHML"

```

```

> lambdas2 <- cbind(lambdas02, lambdasRm, lambdasSMB, lambdasHML)
> head(lambdas2)

> apply(lambdas2, 2, gamma_hat) ###coeficientes

> apply(lambdas2, 2, sigma_gamma_hat) ###desvio padrao

> apply(lambdas2, 2, t_gamma) ###estatistica t

> # Computing MAE
> mean(abs(resids2)) ##Mean square error

> apply(lambdas2, 2, sigma_gamma_hat_shanken4f) ###desvio padrao

> apply(lambdas2, 2, t_gamma_shanken4f) ###estatistica t

> tsCart.1.1 <- lm(Cart.1 ~ Rm + SMB + HML + Acc, data = data1)
> tsCart.2.1 <- lm(Cart.2 ~ Rm + SMB + HML + Acc, data = data1)
> tsCart.3.1 <- lm(Cart.3 ~ Rm + SMB + HML + Acc, data = data1)
> tsCart.4.1 <- lm(Cart.4 ~ Rm + SMB + HML + Acc, data = data1)
> tsCart.5.1 <- lm(Cart.5 ~ Rm + SMB + HML + Acc, data = data1)
> tsCart.6.1 <- lm(Cart.6 ~ Rm + SMB + HML + Acc, data = data1)
> tsCart.7.1 <- lm(Cart.7 ~ Rm + SMB + HML + Acc, data = data1)
> tsCart.8.1 <- lm(Cart.8 ~ Rm + SMB + HML + Acc, data = data1)
> # ###GRS Statistics
> t <- nrow(data1) #numero de meses aqui
> N <- ncol(ExRet) #numero de carteiras aqui, deve ser 8
> k2.1 <- 4 #Numero de fatores que estou utilizando.
> # Vector of alphas
> alphas2.1 <- matrix(c(as.numeric(tsCart.1.1$coefficients[1]),
+                       as.numeric(tsCart.2.1$coefficients[1]),
+                       as.numeric(tsCart.3.1$coefficients[1]),
+                       as.numeric(tsCart.4.1$coefficients[1]),
+                       as.numeric(tsCart.5.1$coefficients[1]),

```

```

+             as.numeric(tsCart.6.1$coefficients[1]),
+             as.numeric(tsCart.7.1$coefficients[1]),
+             as.numeric(tsCart.8.1$coefficients[1])),8)
> dim(alphas2.1) # Nx1 8 1

> # Sigmahat
> # Residuals matrix
> res2.1 <- cbind(resid(tsCart.1.1),resid(tsCart.2.1),
+               resid(tsCart.3.1),resid(tsCart.4.1),
+               resid(tsCart.5.1),resid(tsCart.6.1),
+               resid(tsCart.7.1),resid(tsCart.8.1))
> dim(res2.1) # txN

> Sigmahat2.1 <- (1/t)*cov(res2.1) # NxN
> # # Vector of factor means # Vector of zeros
> mu_f2.1 <- matrix(c(mean(data1$Rm), mean(data1$SMB),
+                   mean(data1$HML), mean(data1$Acc))) # kx1
> # Variance-Covariance Matrix of factors
> var_f2.1 <- var(data1[,9:12])
> # GRS Statistics
> J12.1 <- as.numeric(((t-N-k2.1)/N)*solve(1+t(mu_f2.1)%%
+                                     solve(var_f2.1)%%mu_f2.1)*
+                                     t(alphas2.1)%%solve(Sigmahat2.1)%%alphas2.1,k2.1)
> J12.1

> #####21*1+179*Matriz(4,1)*Matriz(3x3)*
> # J11 ~ F(N, t-N-k2)
> qf(0.95, N, t-N-k2.1) # 5% of significance

> # P-value
> 1-pf(J12.1, N, t-N-k2.1)

> betasRm <- NULL
> betasSMB <- NULL
> betasHML <- NULL

```

```

> betasAcc <- NULL
> for(i in 1:8){
+   accfactormodel1 <- lm(data1[,i] ~ Rm + SMB + HML + Acc, data = data1)
+   betasRm <- append(betasRm, accfactormodel1$coefficients["Rm"])
+   betasSMB <- append(betasSMB, accfactormodel1$coefficients["SMB"])
+   betasHML <- append(betasHML, accfactormodel1$coefficients["HML"])
+   betasAcc <- append(betasAcc, accfactormodel1$coefficients["Acc"])
+ }
> betasRm <- matrix(betasRm, length(betasRm))
> betasSMB <- matrix(betasSMB, length(betasSMB))
> betasHML <- matrix(betasHML, length(betasHML))
> betasAcc <- matrix(betasAcc, length(betasAcc))
> colnames(betasRm) <- "BetasRm"
> colnames(betasSMB) <- "BetasSMB"
> colnames(betasHML) <- "BetasHML"
> colnames(betasAcc) <- "BetasAcc"
> head(betasRm)

> data1cs.1 <- data.frame(t(data1[,1:8]), betasRm, betasSMB, betasHML, betasAcc)
> dim(data1cs.1) ##8 184

> lambdas02.1 <- NULL
> lambdasRm.1 <- NULL
> lambdasSMB.1 <- NULL
> lambdasHML.1 <- NULL
> lambdasAcc.1 <- NULL
> resids2.1 <- NULL
> for(i in 1:nrow(data1)){
+   accfactormodel2 <- lm(data1cs.1[,i] ~ betasRm + betasSMB + betasHML + betasAcc,
+                         data = data1cs.1)
+   lambdas02.1 <- append(lambdas02.1, accfactormodel2$coefficients[1])
+   lambdasRm.1 <- append(lambdasRm.1, accfactormodel2$coefficients[2])
+   lambdasSMB.1 <- append(lambdasSMB.1, accfactormodel2$coefficients[3])
+   lambdasHML.1 <- append(lambdasHML.1, accfactormodel2$coefficients[4])
+   lambdasAcc.1 <- append(lambdasAcc.1, accfactormodel2$coefficients[5])
+   resids2.1 <- append(resids2.1, resid(accfactormodel2))
+ }

```



```

> lambdas02.1 <- matrix(lambdas02.1, length(lambdas02.1))
> lambdasRm.1 <- matrix(lambdasRm.1, length(lambdasRm.1))
> lambdasSMB.1 <- matrix(lambdasSMB.1, length(lambdasSMB.1))
> lambdasHML.1 <- matrix(lambdasHML.1, length(lambdasHML.1))
> lambdasAcc.1 <- matrix(lambdasAcc.1, length(lambdasAcc.1))
> colnames(lambdas02.1) <- "Lambdas02.1"
> colnames(lambdasRm.1) <- "LambdasRm.1"
> colnames(lambdasSMB.1) <- "LambdasSMB.1"
> colnames(lambdasHML.1) <- "LambdasHML.1"
> colnames(lambdasAcc.1) <- "LambdasAcc.1"
> lambdas2.1 <- cbind(lambdas02.1, lambdasRm.1, lambdasSMB.1,
+                   lambdasHML.1, lambdasAcc.1)
> head(lambdas2.1)

> apply(lambdas2.1, 2, gamma_hat)

> # Computing t-statistics
> apply(lambdas2.1, 2, sigma_gamma_hat)

> apply(lambdas2.1, 2, t_gamma)

> # Computing MAE
> mean(abs(resids2.1))

> apply(lambdas2.1, 2, sigma_gamma_hat_shanken4f)

> apply(lambdas2.1, 2, t_gamma_shanken4f)

```

C.2.3.2 Carteiras de Setor

```

> tsInd2 <- lm(Ind2 ~ Rm + SMB + HML, data = data1)
> tsInd3 <- lm(Ind3 ~ Rm + SMB + HML, data = data1)
> tsInd4 <- lm(Ind4 ~ Rm + SMB + HML, data = data1)

```

```

> tsInd5 <- lm(Ind5 ~ Rm + SMB + HML, data = data1)
> tsInd6 <- lm(Ind6 ~ Rm + SMB + HML, data = data1)
> tsInd7 <- lm(Ind7 ~ Rm + SMB + HML, data = data1)
> tsInd9 <- lm(Ind9 ~ Rm + SMB + HML, data = data1)
> tsInd10 <- lm(Ind10 ~ Rm + SMB + HML, data = data1)
> tsInd11 <- lm(Ind11 ~ Rm + SMB + HML, data = data1)
> tsInd12 <- lm(Ind12 ~ Rm + SMB + HML, data = data1)
> tsInd13 <- lm(Ind13 ~ Rm + SMB + HML, data = data1)
> tsInd14 <- lm(Ind14 ~ Rm + SMB + HML, data = data1)
> tsInd16 <- lm(Ind16 ~ Rm + SMB + HML, data = data1)
> tsInd17 <- lm(Ind17 ~ Rm + SMB + HML, data = data1)
> tsInd19 <- lm(Ind19 ~ Rm + SMB + HML, data = data1)
> # ###GRS Statistics
> t <- nrow(data1) #numero de meses aqui
> N <- ncol(ExRet) #numero de carteiras aqui, deve ser 8
> k2 <- 3 #Numero de fatores que estou utilizando.
> # Vector of alphas
> alphas2 <- matrix(c(as.numeric(tsInd2$coefficients[1]),
+as.numeric(tsInd3$coefficients[1]),
+
+as.numeric(tsInd4$coefficients[1]),
+as.numeric(tsInd5$coefficients[1]),
+
+as.numeric(tsInd6$coefficients[1]),
+as.numeric(tsInd7$coefficients[1]),
+
+as.numeric(tsInd9$coefficients[1]),
+
+as.numeric(tsInd10$coefficients[1]),
+as.numeric(tsInd11$coefficients[1]),
+
+as.numeric(tsInd12$coefficients[1]),
+as.numeric(tsInd13$coefficients[1]),
+
+as.numeric(tsInd14$coefficients[1]),
+as.numeric(tsInd16$coefficients[1]),
+
+as.numeric(tsInd17$coefficients[1]),
+as.numeric(tsInd19$coefficients[1])),15)
> dim(alphas2) # Nx1 17 1

> # Sigmahat
> # Residuals matrix
> res2 <- cbind(resid(tsInd9),resid(tsInd2),resid(tsInd3),
+ resid(tsInd4),

```

```

+             resid(tsInd5), resid(tsInd6), resid(tsInd7),
+             resid(tsInd10), resid(tsInd11), resid(tsInd12)
+ resid(tsInd13),
+             resid(tsInd14), resid(tsInd16), resid(tsInd17),
+             resid(tsInd19))
> dim(res2) # txN

> Sigmahat2 <- (1/t)*cov(res2) # NxN matiz de covariancias dos residuos
+ das TS * 1/T
> # # Vector of factor means # Vector of zeros
> mu_f2 <- matrix(c(mean(data1$Rm), mean(data1$SMB), mean(data1$HML))) # kx1
> # Variance-Covariance Matrix of factors
> var_f2 <- var(data1[,16:18])
> # GRS Statistics
> J12 <- as.numeric(((t-N-k2)/N)*solve(1+t(mu_f2)%*%solve(var_f2)%*%mu_f2)*
+                 t(alphas2)%*%solve(Sigmahat2)%*%alphas2)
> J1a <- as.numeric(((t-N-k2)/N)*solve(1+t(mu_f2^2)%*%solve(var_f2)%*%mu_f2)*
+                 t(alphas2)%*%solve(Sigmahat2)%*%alphas2, k2)
> J12

> #####21*1+179*Matriz(4,1)*Matriz(3x3)*
> # J11 ~ F(N, t-N-k2)
> qf(0.95, N, t-N-k2) # 5% of significance

> # P-value
> 1-pf(J12, N, t-N-k2)

> betasRm <- NULL
> betasSMB <- NULL
> betasHML <- NULL
> for(i in 1:15){
+   threefactormodel1 <- lm(data1[,i] ~ Rm + SMB + HML, data = data1)
+   betasRm <- append(betasRm, threefactormodel1$coefficients["Rm"])
+   betasSMB <- append(betasSMB, threefactormodel1$coefficients["SMB"])
+   betasHML <- append(betasHML, threefactormodel1$coefficients["HML"])
+ }

```

```

> betasRm <- matrix(betasRm, length(betasRm))
> betasSMB <- matrix(betasSMB, length(betasSMB))
> betasHML <- matrix(betasHML, length(betasHML))
> colnames(betasRm) <- "BetasRm"
> colnames(betasSMB) <- "BetasSMB"
> colnames(betasHML) <- "BetasHML"
> head(betasRm)

> data1cs <- data.frame(t(data1[,1:15]), betasRm, betasSMB, betasHML)
> dim(data1cs) ##8 183

> lambdas02 <- NULL
> lambdasRm <- NULL
> lambdasSMB <- NULL
> lambdasHML <- NULL
> resids2 <- NULL
> for(i in 1:nrow(data1)){
+   threefactormodel2 <- lm(data1cs[,i] ~ betasRm + betasSMB + betasHML,
+                           data = data1cs)
+   lambdas02 <- append(lambdas02, threefactormodel2$coefficients[1])
+   lambdasRm <- append(lambdasRm, threefactormodel2$coefficients[2])
+   lambdasSMB <- append(lambdasSMB, threefactormodel2$coefficients[3])
+   lambdasHML <- append(lambdasHML, threefactormodel2$coefficients[4])
+   resids2 <- append(resids2, resid(threefactormodel2))
+ }
> lambdas02 <- matrix(lambdas02, length(lambdas02))
> lambdasRm <- matrix(lambdasRm, length(lambdasRm))
> lambdasSMB <- matrix(lambdasSMB, length(lambdasSMB))
> lambdasHML <- matrix(lambdasHML, length(lambdasHML))
> colnames(lambdas02) <- "Lambdas02"
> colnames(lambdasRm) <- "LambdasRm"
> colnames(lambdasSMB) <- "LambdasSMB"
> colnames(lambdasHML) <- "LambdasHML"
> lambdas2 <- cbind(lambdas02, lambdasRm, lambdasSMB, lambdasHML)
> head(lambdas2)

> apply(lambdas2, 2, gamma_hat) ###coeficientes

```

```

> # Computing t-statistics
> ### 0 dois para aplicar a funo na segunda dimenso da matriz
> apply(lambdas2, 2, sigma_gamma_hat) ###desvio padrao

> apply(lambdas2, 2, t_gamma) ###estatistica t

> # Computing MAE
> mean(abs(resids2)) ##Mean square error

> apply(lambdas2, 2, sigma_gamma_hat_shanken4f)

> apply(lambdas2, 2, t_gamma_shanken4f)

> tsInd2.2 <- lm(Ind2 ~ Rm + SMB + HML + Acc, data = data1)
> tsInd2.3 <- lm(Ind3 ~ Rm + SMB + HML + Acc, data = data1)
> tsInd2.4 <- lm(Ind4 ~ Rm + SMB + HML + Acc, data = data1)
> tsInd2.5 <- lm(Ind5 ~ Rm + SMB + HML + Acc, data = data1)
> tsInd2.6 <- lm(Ind6 ~ Rm + SMB + HML + Acc, data = data1)
> tsInd2.7 <- lm(Ind7 ~ Rm + SMB + HML + Acc, data = data1)
> tsInd2.9 <- lm(Ind9 ~ Rm + SMB + HML + Acc, data = data1)
> tsInd2.10 <- lm(Ind10 ~ Rm + SMB + HML + Acc, data = data1)
> tsInd2.11 <- lm(Ind11 ~ Rm + SMB + HML + Acc, data = data1)
> tsInd2.12 <- lm(Ind12 ~ Rm + SMB + HML + Acc, data = data1)
> tsInd2.13 <- lm(Ind13 ~ Rm + SMB + HML + Acc, data = data1)
> tsInd2.14 <- lm(Ind14 ~ Rm + SMB + HML + Acc, data = data1)
> tsInd2.16 <- lm(Ind16 ~ Rm + SMB + HML + Acc, data = data1)
> tsInd2.17 <- lm(Ind17 ~ Rm + SMB + HML + Acc, data = data1)
> tsInd2.19 <- lm(Ind19 ~ Rm + SMB + HML + Acc, data = data1)
> # ###GRS Statistics
> t <- nrow(data1) #numero de meses aqui
> N <- ncol(ExRet) #numero de carteiras aqui, deve ser 8
> k2.1 <- 4 #Numero de fatores que estou utilizando.
> # Vector of alphas
> alphas2.1 <- matrix(c(as.numeric(tsInd2.2$coefficients[1]),
+                        as.numeric(tsInd2.3$coefficients[1]),

```

```

+             as.numeric(tsInd2.4$coefficients[1]),
+             as.numeric(tsInd2.5$coefficients[1]),
+             as.numeric(tsInd2.6$coefficients[1]),
+             as.numeric(tsInd2.7$coefficients[1]),
+             as.numeric(tsInd2.9$coefficients[1]),
+             as.numeric(tsInd2.10$coefficients[1]),
+             as.numeric(tsInd2.11$coefficients[1]),
+             as.numeric(tsInd2.12$coefficients[1]),
+             as.numeric(tsInd2.13$coefficients[1]),
+             as.numeric(tsInd2.14$coefficients[1]),
+             as.numeric(tsInd2.16$coefficients[1]),
+             as.numeric(tsInd2.17$coefficients[1]),
+             as.numeric(tsInd2.19$coefficients[1])),15)
> dim(alphas2.1) # Nx1 8 1

```

```
[1] 15  1
```

```

> colnames(alphas2.1) <- "Alphas2"
> head(alphas2.1)

> # Sigmahat
> # Residuals matrix
>
> res2.1 <- cbind(resid(tsInd2.9),resid(tsInd2.2),
+               resid(tsInd2.3),resid(tsInd2.4),
+               resid(tsInd2.5),resid(tsInd2.6),resid(tsInd2.7),
+               resid(tsInd2.10), resid(tsInd2.11),
+               resid(tsInd2.12), resid(tsInd2.13),
+               resid(tsInd2.14), resid(tsInd2.16), resid(tsInd2.17),
+               resid(tsInd2.19))
> dim(res2.1) # txN

```

```
[1] 180 15
```

```

> Sigmahat2.1 <- (1/t)*cov(res2.1) # NxN
> # # Vector of factor means # Vector of zeros

```

```

> mu_f2.1 <- matrix(c(mean(data1$Rm), mean(data1$SMB),
+                      mean(data1$HML), mean(data1$Acc))) # kx1
> # Variance-Covariance Matrix of factors
> var_f2.1 <- var(data1[,16:19])
> # GRS Statistics
> J12.1 <- as.numeric(((t-N-k2.1)/N)*solve(1+t(mu_f2.1)%*%solve
+ (var_f2.1)%*%mu_f2.1)*
+ t(alphas2.1)%*%solve(Sigmahat2.1)%*%alphas2.1,k2.1)
> J12.1

> # J11 ~ F(N, t-N-k2)
> qf(0.95, N, t-N-k2.1) # 5% of significance

> # P-value
> 1-pf(J12.1, N, t-N-k2.1)

> betasRm <- NULL
> betasSMB <- NULL
> betasHML <- NULL
> betasAcc <- NULL
> for(i in 1:15){
+   accfactormodel1 <- lm(data1[,i] ~ Rm + SMB + HML + Acc, data = data1)
+   betasRm <- append(betasRm, accfactormodel1$coefficients["Rm"])
+   betasSMB <- append(betasSMB, accfactormodel1$coefficients["SMB"])
+   betasHML <- append(betasHML, accfactormodel1$coefficients["HML"])
+   betasAcc <- append(betasAcc, accfactormodel1$coefficients["Acc"])
+ }
> betasRm <- matrix(betasRm, length(betasRm))
> betasSMB <- matrix(betasSMB, length(betasSMB))
> betasHML <- matrix(betasHML, length(betasHML))
> betasAcc <- matrix(betasAcc, length(betasAcc))
> colnames(betasRm) <- "BetasRm"
> colnames(betasSMB) <- "BetasSMB"
> colnames(betasHML) <- "BetasHML"
> colnames(betasAcc) <- "BetasAcc"
> head(betasRm)

```

```

> data1cs.1 <- data.frame(t(data1[,1:15]), betasRm, betasSMB, betasHML, betasAcc)
> dim(data1cs.1) ##8 184

> lambdas02.1 <- NULL
> lambdasRm.1 <- NULL
> lambdasSMB.1 <- NULL
> lambdasHML.1 <- NULL
> lambdasAcc.1 <- NULL
> resids2.1 <- NULL
> for(i in 1:nrow(data1)){
+   accfactormodel2 <- lm(data1cs[,i] ~ betasRm + betasSMB + betasHML + betasAcc,
+                         data = data1cs)
+   lambdas02.1 <- append(lambdas02.1, accfactormodel2$coefficients[1])
+   lambdasRm.1 <- append(lambdasRm.1, accfactormodel2$coefficients[2])
+   lambdasSMB.1 <- append(lambdasSMB.1, accfactormodel2$coefficients[3])
+   lambdasHML.1 <- append(lambdasHML.1, accfactormodel2$coefficients[4])
+   lambdasAcc.1 <- append(lambdasAcc.1, accfactormodel2$coefficients[5])
+   resids2.1 <- append(resids2.1, resid(accfactormodel2))
+ }
> lambdas02.1 <- matrix(lambdas02.1, length(lambdas02.1))
> lambdasRm.1 <- matrix(lambdasRm.1, length(lambdasRm.1))
> lambdasSMB.1 <- matrix(lambdasSMB.1, length(lambdasSMB.1))
> lambdasHML.1 <- matrix(lambdasHML.1, length(lambdasHML.1))
> lambdasAcc.1 <- matrix(lambdasAcc.1, length(lambdasAcc.1))
> colnames(lambdas02.1) <- "Lambdas02.1"
> colnames(lambdasRm.1) <- "LambdasRm.1"
> colnames(lambdasSMB.1) <- "LambdasSMB.1"
> colnames(lambdasHML.1) <- "LambdasHML.1"
> colnames(lambdasAcc.1) <- "LambdasAcc.1"
> lambdas2.1 <- cbind(lambdas02.1, lambdasRm.1, lambdasSMB.1,
+                    lambdasHML.1, lambdasAcc.1)
> head(lambdas2.1)

> dim(lambdas2.1)

```



```

> apply(lambdas2.1, 2, gamma_hat)

> # Computing t-statistics
> apply(lambdas2.1, 2, sigma_gamma_hat)

> apply(lambdas2.1, 2, t_gamma)

> # Computing MAE
> mean(abs(resids2.1))

> apply(lambdas2.1, 2, sigma_gamma_hat_shanken4f)

> apply(lambdas2.1, 2, t_gamma_shanken4f)

```

C.2.4 4-fatores

C.2.4.1 Carteiras de Accruals

```

> #####Series temporais#####
> #####Seguindo os fatores de risco, cada ativo da retorno anormal.
> tsCart.1 <- lm(Cart.1 ~ Rm + SMB + HML + WML, data = data1)
> tsCart.2 <- lm(Cart.2 ~ Rm + SMB + HML + WML, data = data1)
> tsCart.3 <- lm(Cart.3 ~ Rm + SMB + HML + WML, data = data1)
> tsCart.4 <- lm(Cart.4 ~ Rm + SMB + HML + WML, data = data1)
> tsCart.5 <- lm(Cart.5 ~ Rm + SMB + HML + WML, data = data1)
> tsCart.6 <- lm(Cart.6 ~ Rm + SMB + HML + WML, data = data1)
> tsCart.7 <- lm(Cart.7 ~ Rm + SMB + HML + WML, data = data1)
> tsCart.8 <- lm(Cart.8 ~ Rm + SMB + HML + WML, data = data1)
> # ###GRS Statistics
> t <- nrow(data1) #numero de meses aqui
> N <- ncol(ExRet) #numero de carteiras aqui, deve ser 8
> k2 <- 4 #Numero de fatores que estou utilizando.
> # Vector of alphas

```

```

> alphas2 <- matrix(c(as.numeric(tsCart.1$coefficients[1]),
+                     as.numeric(tsCart.2$coefficients[1]),
+                     as.numeric(tsCart.3$coefficients[1]),
+                     as.numeric(tsCart.4$coefficients[1]),
+                     as.numeric(tsCart.5$coefficients[1]),
+                     as.numeric(tsCart.6$coefficients[1]),
+                     as.numeric(tsCart.7$coefficients[1]),
+                     as.numeric(tsCart.8$coefficients[1])),8)
> dim(alphas2) # Nx1 8 1

> # Sigmahat
> # Residuals matrix
> res2 <- cbind(resid(tsCart.1),resid(tsCart.2),resid(tsCart.3),resid(tsCart.4),
+               resid(tsCart.5),resid(tsCart.6),resid(tsCart.7),resid(tsCart.8))
> dim(res2) # txN

[1] 180    8

> Sigmahat2 <- (1/t)*cov(res2)
> # # Vector of factor means # Vector of zeros
> mu_f2 <- matrix(c(mean(data1$Rm), mean(data1$SMB), mean(data1$HML),
+ mean(data1$WML))) # kx1
> # Variance-Covariance Matrix of factors
> data2 = cbind(data1$Rm, data1$SMB, data1$HML, data1$WML)
> colnames(data2) = c("Rm", "SMB", "HML", "WML")
> var_f2 <- var(data2)
> # GRS Statistics
> J12 <- as.numeric(((t-N-k2)/N)*solve(1+t(mu_f2)%*%solve(var_f2)%*%mu_f2)*
+                  t(alphas2)%*%solve(Sigmahat2)%*%alphas2,k2)
> J12

> # J11 ~ F(N, t-N-k2)
> qf(0.95, N, t-N-k2) # 5% of significance

> # P-value
> 1-pf(J12, N, t-N-k2)

```

```

> betasRm <- NULL
> betasSMB <- NULL
> betasHML <- NULL
> betasWML <- NULL
> for(i in 1:8){
+   FOURfactormodel1 <- lm(data1[,i] ~ Rm + SMB + HML + WML, data = data1)
+   betasRm <- append(betasRm, FOURfactormodel1$coefficients["Rm"])
+   betasSMB <- append(betasSMB, FOURfactormodel1$coefficients["SMB"])
+   betasHML <- append(betasHML, FOURfactormodel1$coefficients["HML"])
+   betasWML <- append(betasWML, FOURfactormodel1$coefficients["WML"])
+ }
> betasRm <- matrix(betasRm, length(betasRm))
> betasSMB <- matrix(betasSMB, length(betasSMB))
> betasHML <- matrix(betasHML, length(betasHML))
> betasWML <- matrix(betasWML, length(betasWML))
> colnames(betasRm) <- "BetasRm"
> colnames(betasSMB) <- "BetasSMB"
> colnames(betasHML) <- "BetasHML"
> colnames(betasWML) <- "BetasWML"
> head(betasRm)

> data1cs <- data.frame(t(data1[,1:8]), betasRm, betasSMB, betasHML, betasWML)
> dim(data1cs) ##8 184

> lambdas02 <- NULL
> lambdasRm <- NULL
> lambdasSMB <- NULL
> lambdasHML <- NULL
> lambdasWML <- NULL
> resids2 <- NULL
> for(i in 1:nrow(data1)){
+   FOURfactormodel2 <- lm(data1cs[,i] ~ betasRm + betasSMB + betasHML + betasWML,
+   data = data1cs)
+   lambdas02 <- append(lambdas02, FOURfactormodel2$coefficients[1])
+   lambdasRm <- append(lambdasRm, FOURfactormodel2$coefficients[2])
+   lambdasSMB <- append(lambdasSMB, FOURfactormodel2$coefficients[3])
+   lambdasHML <- append(lambdasHML, FOURfactormodel2$coefficients[4])

```

```

+   lambdasWML <- append(lambdasWML, FOURfactormodel2$coefficients[5])
+
+   resids2 <- append(resids2, resid(FOURfactormodel2))
+ }
> lambdas02 <- matrix(lambdas02, length(lambdas02))
> lambdasRm <- matrix(lambdasRm, length(lambdasRm))
> lambdasSMB <- matrix(lambdasSMB, length(lambdasSMB))
> lambdasHML <- matrix(lambdasHML, length(lambdasHML))
> lambdasWML <- matrix(lambdasWML, length(lambdasWML))
> colnames(lambdas02) <- "Lambdas02"
> colnames(lambdasRm) <- "LambdasRm"
> colnames(lambdasSMB) <- "LambdasSMB"
> colnames(lambdasHML) <- "LambdasHML"
> colnames(lambdasWML) <- "LambdasWML"
> lambdas2 <- cbind(lambdas02, lambdasRm, lambdasSMB, lambdasHML, lambdasWML)
> head(lambdas2)

> apply(lambdas2, 2, gamma_hat) ###coeficientes

> apply(lambdas2, 2, sigma_gamma_hat)

> apply(lambdas2, 2, t_gamma)

      Lambdas02   LambdasRm   LambdasSMB   LambdasHML   LambdasWML
-5.68836331    0.09205021  -0.82842559    0.06347754  -1.94867184

> # Computing MAE
> mean(abs(resids2)) ##Mean square error

[1] 0.02076437

> apply(lambdas2, 2, sigma_gamma_hat_shanken4f)

> apply(lambdas2, 2, t_gamma_shanken4f)

```

```

> tsCart.1.1 <- lm(Cart.1 ~ Rm + SMB + HML + WML + Acc, data = data1)
> tsCart.2.1 <- lm(Cart.2 ~ Rm + SMB + HML + WML + Acc, data = data1)
> tsCart.3.1 <- lm(Cart.3 ~ Rm + SMB + HML + WML + Acc, data = data1)
> tsCart.4.1 <- lm(Cart.4 ~ Rm + SMB + HML + WML + Acc, data = data1)
> tsCart.5.1 <- lm(Cart.5 ~ Rm + SMB + HML + WML + Acc, data = data1)
> tsCart.6.1 <- lm(Cart.6 ~ Rm + SMB + HML + WML + Acc, data = data1)
> tsCart.7.1 <- lm(Cart.7 ~ Rm + SMB + HML + WML + Acc, data = data1)
> tsCart.8.1 <- lm(Cart.8 ~ Rm + SMB + HML + WML + Acc, data = data1)
> # ###GRS Statistics
> t <- nrow(data1) #numero de meses aqui
> N <- ncol(ExRet) #numero de carteiras aqui, deve ser 8
> k2.1 <- 5 #Numero de fatores que estou utilizando.
> # Vector of alphas
> alphas2.1 <- matrix(c(as.numeric(tsCart.1.1$coefficients[1]),
+                       as.numeric(tsCart.2.1$coefficients[1]),
+                       as.numeric(tsCart.3.1$coefficients[1]),
+                       as.numeric(tsCart.4.1$coefficients[1]),
+                       as.numeric(tsCart.5.1$coefficients[1]),
+                       as.numeric(tsCart.6.1$coefficients[1]),
+                       as.numeric(tsCart.7.1$coefficients[1]),
+                       as.numeric(tsCart.8.1$coefficients[1])),8)
> dim(alphas2.1) # Nx1 8 1

> # Sigmahat
> # Residuals matrix
> res2.1 <- cbind(resid(tsCart.1.1),resid(tsCart.2.1),resid(tsCart.3.1),
+resid(tsCart.4.1),
+               resid(tsCart.5.1),resid(tsCart.6.1),resid(tsCart.7.1),
+resid(tsCart.8.1))
> dim(res2.1) # txN

[1] 180    8

> Sigmahat2.1 <- (1/t)*cov(res2.1) # NxN
> # # Vector of factor means # Vector of zeros
> mu_f2.1 <- matrix(c(mean(data1$Rm), mean(data1$SMB),

```

```

+             mean(data1$HML), mean(data1$Acc),
+             mean(data1$WML))) # kx1
> # Variance-Covariance Matrix of factors
> var_f2.1 <- var(data1[,9:13])
> # GRS Statistics
> J12.1 <- as.numeric(((t-N-k2.1)/N)*solve(1+t(mu_f2.1)%*%solve(var_f2.1)
+ %*%mu_f2.1)*
+             t(alphas2.1)%*%solve(Sigmahat2.1)%*%alphas2.1,k2.1)
> J12.1

> # J11 ~ F(N, t-N-k2)
> qf(0.95, N, t-N-k2.1) # 5% of significance

> # P-value
> 1-pf(J12.1, N, t-N-k2.1)

> betasRm <- NULL
> betasSMB <- NULL
> betasHML <- NULL
> betasAcc <- NULL
> betasWML <- NULL
> for(i in 1:8){
+   FOUR.acc.factormodel1 <- lm(data1[,i] ~ Rm + SMB + HML + Acc + WML,
+ data = data1)
+   betasRm <- append(betasRm, FOUR.acc.factormodel1$coefficients["Rm"])
+   betasSMB <- append(betasSMB, FOUR.acc.factormodel1$coefficients["SMB"])
+   betasHML <- append(betasHML, FOUR.acc.factormodel1$coefficients["HML"])
+   betasAcc <- append(betasAcc, FOUR.acc.factormodel1$coefficients["Acc"])
+   betasWML <- append(betasWML, FOUR.acc.factormodel1$coefficients["WML"])
+
+ }
> betasRm <- matrix(betasRm, length(betasRm))
> betasSMB <- matrix(betasSMB, length(betasSMB))
> betasHML <- matrix(betasHML, length(betasHML))
> betasAcc <- matrix(betasAcc, length(betasAcc))
> betasWML <- matrix(betasWML, length(betasWML))

```

```

> colnames(betasRm) <- "BetasRm"
> colnames(betasSMB) <- "BetasSMB"
> colnames(betasHML) <- "BetasHML"
> colnames(betasAcc) <- "BetasAcc"
> colnames(betasWML) <- "BetasWML"
> head(betasRm)

> data1cs.1 <- data.frame(t(data1[,1:8]), betasRm, betasSMB, betasHML,
+                               betasAcc, betasWML)
> dim(data1cs.1) ##8 184

> lambdas02.1 <- NULL
> lambdasRm.1 <- NULL
> lambdasSMB.1 <- NULL
> lambdasHML.1 <- NULL
> lambdasAcc.1 <- NULL
> lambdasWML.1 <- NULL
> resids2.1 <- NULL
> for(i in 1:nrow(data1)){
+   FOUR.acc.factormodel2 <- lm(data1cs[,i] ~ betasRm + betasSMB + betasHML +
+                               betasAcc + betasWML,
+                               data = data1cs)
+   lambdas02.1 <- append(lambdas02.1, FOUR.acc.factormodel2$coefficients[1])
+   lambdasRm.1 <- append(lambdasRm.1, FOUR.acc.factormodel2$coefficients[2])
+   lambdasSMB.1 <- append(lambdasSMB.1, FOUR.acc.factormodel2$coefficients[3])
+   lambdasHML.1 <- append(lambdasHML.1, FOUR.acc.factormodel2$coefficients[4])
+   lambdasAcc.1 <- append(lambdasAcc.1, FOUR.acc.factormodel2$coefficients[5])
+   lambdasWML.1 <- append(lambdasWML.1, FOUR.acc.factormodel2$coefficients[6])
+
+   resids2.1 <- append(resids2.1, resid(FOUR.acc.factormodel2))
+ }

> lambdas02.1 <- matrix(lambdas02.1, length(lambdas02.1))
> lambdasRm.1 <- matrix(lambdasRm.1, length(lambdasRm.1))
> lambdasSMB.1 <- matrix(lambdasSMB.1, length(lambdasSMB.1))
> lambdasHML.1 <- matrix(lambdasHML.1, length(lambdasHML.1))
> lambdasAcc.1 <- matrix(lambdasAcc.1, length(lambdasAcc.1))
> lambdasWML.1 <- matrix(lambdasWML.1, length(lambdasWML.1))

```

```

> colnames(lambdas02.1) <- "Lambdas02.1"
> colnames(lambdasRm.1) <- "LambdasRm.1"
> colnames(lambdasSMB.1) <- "LambdasSMB.1"
> colnames(lambdasHML.1) <- "LambdasHML.1"
> colnames(lambdasAcc.1) <- "LambdasAcc.1"
> colnames(lambdasWML.1) <- "LambdasWML.1"
> lambdas2.1 <- cbind(lambdas02.1, lambdasRm.1, lambdasSMB.1,
+                    lambdasHML.1, lambdasAcc.1, lambdasWML.1)
> head(lambdas2.1)

> apply(lambdas2.1, 2, gamma_hat)

> # Computing t-statistics
> apply(lambdas2.1, 2, sigma_gamma_hat)

> apply(lambdas2.1, 2, t_gamma)

> # Computing MAE
> mean(abs(resids2.1))

> apply(lambdas2.1, 2, sigma_gamma_hat_shanken4f)

> apply(lambdas2.1, 2, t_gamma_shanken4f)

```

C.2.4.2 Carteiras de Setor

```

> tsInd2 <- lm(Ind2 ~ Rm + SMB + HML + WML, data = data1)
> tsInd3 <- lm(Ind3 ~ Rm + SMB + HML + WML, data = data1)
> tsInd4 <- lm(Ind4 ~ Rm + SMB + HML + WML, data = data1)
> tsInd5 <- lm(Ind5 ~ Rm + SMB + HML + WML, data = data1)
> tsInd6 <- lm(Ind6 ~ Rm + SMB + HML + WML, data = data1)
> tsInd7 <- lm(Ind7 ~ Rm + SMB + HML + WML, data = data1)
> tsInd9 <- lm(Ind9 ~ Rm + SMB + HML + WML, data = data1)

```



```

> tsInd10 <- lm(Ind10 ~ Rm + SMB + HML + WML, data = data1)
> tsInd11 <- lm(Ind11 ~ Rm + SMB + HML + WML, data = data1)
> tsInd12 <- lm(Ind12 ~ Rm + SMB + HML + WML, data = data1)
> tsInd13 <- lm(Ind13 ~ Rm + SMB + HML + WML, data = data1)
> tsInd14 <- lm(Ind14 ~ Rm + SMB + HML + WML, data = data1)
> tsInd16 <- lm(Ind16 ~ Rm + SMB + HML + WML, data = data1)
> tsInd17 <- lm(Ind17 ~ Rm + SMB + HML + WML, data = data1)
> tsInd19 <- lm(Ind19 ~ Rm + SMB + HML + WML, data = data1)
> # ###GRS Statistics
> t <- nrow(data1) #numero de meses aqui
> N <- ncol(ExRet) #numero de carteiras aqui, deve ser 8
> k2 <- 4 #Numero de fatores que estou utilizando.
> # Vector of alphas
> alphas2 <- matrix(c(as.numeric(tsInd2$coefficients[1]),
+                     as.numeric(tsInd3$coefficients[1]),
+                     as.numeric(tsInd4$coefficients[1]),
+                     as.numeric(tsInd5$coefficients[1]),
+                     as.numeric(tsInd6$coefficients[1]),
+                     as.numeric(tsInd7$coefficients[1]),
+                     as.numeric(tsInd9$coefficients[1]),
+                     as.numeric(tsInd10$coefficients[1]),
+                     as.numeric(tsInd11$coefficients[1]),
+                     as.numeric(tsInd12$coefficients[1]),
+                     as.numeric(tsInd13$coefficients[1]),
+                     as.numeric(tsInd14$coefficients[1]),
+                     as.numeric(tsInd16$coefficients[1]),
+                     as.numeric(tsInd17$coefficients[1]),
+                     as.numeric(tsInd19$coefficients[1])),15)
> dim(alphas2) # Nx1 17 1

> # Sigmahat
> # Residuals matrix
> res2 <- cbind(resid(tsInd9),resid(tsInd2),resid(tsInd3),
+resid(tsInd4),
+             resid(tsInd5),resid(tsInd6),resid(tsInd7),
+             resid(tsInd10), resid(tsInd11), resid(tsInd12),
+resid(tsInd13),
+             resid(tsInd14), resid(tsInd16), resid(tsInd17),

```

```

+             resid(tsInd19))
> dim(res2) # txN

> Sigmahat2 <- (1/t)*cov(res2)
> # # Vector of factor means # Vector of zeros
> mu_f2 <- matrix(c(mean(data1$Rm), mean(data1$SMB),
+             mean(data1$HML), mean(data1$WML))) # kx1
> # Variance-Covariance Matrix of factors
> data2 = cbind(data1$Rm, data1$SMB, data1$HML, data1$WML)
> colnames(data2) = c("Rm", "SMB", "HML", "WML")
> var_f2 <- var(data2)
> var_f2

> # GRS Statistics
> J12 <- as.numeric(((t-N-k2)/N)*solve(1+t(mu_f2)%*%solve(var_f2)%*%mu_f2)*
+             t(alphas2)%*%solve(Sigmahat2)%*%alphas2)
> J1a <- as.numeric(((t-N-k2)/N)*solve(1+t(mu_f2^2)%*%solve(var_f2)%*%mu_f2)*
+             t(alphas2)%*%solve(Sigmahat2)%*%alphas2, k2)
> J12

> #####21*1+179*Matriz(4,1)*Matriz(3x3)*
> # J11 ~ F(N, t-N-k2)
> qf(0.95, N, t-N-k2) # 5% of significance

> # P-value
> 1-pf(J12, N, t-N-k2)

> betasRm <- NULL
> betasSMB <- NULL
> betasHML <- NULL
> betasWML <- NULL
> for(i in 1:15){
+   FOURfactormodel1 <- lm(data1[,i] ~ Rm + SMB + HML + WML, data = data1)
+   betasRm <- append(betasRm, FOURfactormodel1$coefficients["Rm"])
+   betasSMB <- append(betasSMB, FOURfactormodel1$coefficients["SMB"])

```

```

+   betasHML <- append(betasHML, FOURfactormodel1$coefficients["HML"])
+   betasWML <- append(betasWML, FOURfactormodel1$coefficients["WML"])
+ }
> betasRm <- matrix(betasRm, length(betasRm))
> betasSMB <- matrix(betasSMB, length(betasSMB))
> betasHML <- matrix(betasHML, length(betasHML))
> betasWML <- matrix(betasWML, length(betasWML))
> colnames(betasRm) <- "BetasRm"
> colnames(betasSMB) <- "BetasSMB"
> colnames(betasHML) <- "BetasHML"
> colnames(betasWML) <- "BetasWML"
> head(betasRm)

> data1cs <- data.frame(t(data1[,1:15]), betasRm, betasSMB, betasHML, betasWML)
> dim(data1cs) ##8 184

> lambdas02 <- NULL
> lambdasRm <- NULL
> lambdasSMB <- NULL
> lambdasHML <- NULL
> lambdasWML <- NULL
> resids2 <- NULL
> for(i in 1:nrow(data1)){
+   FOURfactormodel2 <- lm(data1cs[,i] ~ betasRm + betasSMB +
+   betasHML + betasWML,
+
+                               data = data1cs)
+   lambdas02 <- append(lambdas02, FOURfactormodel2$coefficients[1])
+   lambdasRm <- append(lambdasRm, FOURfactormodel2$coefficients[2])
+   lambdasSMB <- append(lambdasSMB, FOURfactormodel2$coefficients[3])
+   lambdasHML <- append(lambdasHML, FOURfactormodel2$coefficients[4])
+   lambdasWML <- append(lambdasWML, FOURfactormodel2$coefficients[5])
+
+   resids2 <- append(resids2, resid(FOURfactormodel2))
+ }
> lambdas02 <- matrix(lambdas02, length(lambdas02))
> lambdasRm <- matrix(lambdasRm, length(lambdasRm))
> lambdasSMB <- matrix(lambdasSMB, length(lambdasSMB))

```

```

> lambdasHML <- matrix(lambdasHML, length(lambdasHML))
> lambdasWML <- matrix(lambdasWML, length(lambdasWML))
> colnames(lambdas02) <- "Lambdas02"
> colnames(lambdasRm) <- "LambdasRm"
> colnames(lambdasSMB) <- "LambdasSMB"
> colnames(lambdasHML) <- "LambdasHML"
> colnames(lambdasWML) <- "LambdasWML"
> lambdas2 <- cbind(lambdas02, lambdasRm, lambdasSMB,
+ lambdasHML, lambdasWML)
> head(lambdas2)

> apply(lambdas2, 2, gamma_hat) ###coeficientes

> # Computing t-statistics
> ### 0 dois para aplicar a funcao na segunda dimensao da matriz
> apply(lambdas2, 2, sigma_gamma_hat) ###desvio padrao

> apply(lambdas2, 2, t_gamma) ###estatistica t

> # Computing Shanken's (1992) Correction for four factors
> #####Correcao dos erros padrao pela violacao do pressuposto iid
> sigma_gamma_hat_shanken4f <- function(v){
+   sigma_gamma_hat(v)*(1 + t(apply(lambdas2[, -1], 2, mean)))%%
+   solve(cov(data1[, 16:19]))%%
+   t(t(apply(lambdas2[, -1], 2, mean))))
+ }
> t_gamma_shanken4f <- function(v){
+   gamma_hat(v)/sqrt(sigma_gamma_hat_shanken4f(v))
+ }
> apply(lambdas2, 2, sigma_gamma_hat_shanken4f) ###desvio padrao

> apply(lambdas2, 2, t_gamma_shanken4f) ###estatistica t

> tsInd2.2 <- lm(Ind2 ~ Rm + SMB + HML + WML + Acc, data = data1)
> tsInd2.3 <- lm(Ind3 ~ Rm + SMB + HML + WML + Acc, data = data1)

```

```

> tsInd2.4 <- lm(Ind4 ~ Rm + SMB + HML + WML + Acc, data = data1)
> tsInd2.5 <- lm(Ind5 ~ Rm + SMB + HML + WML + Acc, data = data1)
> tsInd2.6 <- lm(Ind6 ~ Rm + SMB + HML + WML + Acc, data = data1)
> tsInd2.7 <- lm(Ind7 ~ Rm + SMB + HML + WML + Acc, data = data1)
> tsInd2.9 <- lm(Ind9 ~ Rm + SMB + HML + WML + Acc, data = data1)
> tsInd2.10 <- lm(Ind10 ~ Rm + SMB + HML + WML + Acc, data = data1)
> tsInd2.11 <- lm(Ind11 ~ Rm + SMB + HML + WML + Acc, data = data1)
> tsInd2.12 <- lm(Ind12 ~ Rm + SMB + HML + WML + Acc, data = data1)
> tsInd2.13 <- lm(Ind13 ~ Rm + SMB + HML + WML + Acc, data = data1)
> tsInd2.14 <- lm(Ind14 ~ Rm + SMB + HML + WML + Acc, data = data1)
> tsInd2.16 <- lm(Ind16 ~ Rm + SMB + HML + WML + Acc, data = data1)
> tsInd2.17 <- lm(Ind17 ~ Rm + SMB + HML + WML + Acc, data = data1)
> tsInd2.19 <- lm(Ind19 ~ Rm + SMB + HML + WML + Acc, data = data1)
> # ###GRS Statistics
> t <- nrow(data1) #numero de meses aqui
> N <- ncol(ExRet) #numero de carteiras aqui, deve ser 8
> k2.1 <- 5 #Numero de fatores que estou utilizando.
> # Vector of alphas
> alphas2.1 <- matrix(c(as.numeric(tsInd2.2$coefficients[1]),
+                       as.numeric(tsInd2.3$coefficients[1]),
+                       as.numeric(tsInd2.4$coefficients[1]),
+                       as.numeric(tsInd2.5$coefficients[1]),
+                       as.numeric(tsInd2.6$coefficients[1]),
+                       as.numeric(tsInd2.7$coefficients[1]),
+                       as.numeric(tsInd2.9$coefficients[1]),
+                       as.numeric(tsInd2.10$coefficients[1]),
+                       as.numeric(tsInd2.11$coefficients[1]),
+                       as.numeric(tsInd2.12$coefficients[1]),
+                       as.numeric(tsInd2.13$coefficients[1]),
+                       as.numeric(tsInd2.14$coefficients[1]),
+                       as.numeric(tsInd2.16$coefficients[1]),
+                       as.numeric(tsInd2.17$coefficients[1]),
+                       as.numeric(tsInd2.19$coefficients[1])),15)
> dim(alphas2.1) # Nx1 8 1

> #####PAREI AQUI#####
> res2.1 <- cbind(resid(tsInd2.9),resid(tsInd2.2),resid(tsInd2.3),
+                 resid(tsInd2.4),

```

```

+      resid(tsInd2.5),resid(tsInd2.6),resid(tsInd2.7),
+      resid(tsInd2.10), resid(tsInd2.11), resid(tsInd2.12),
+      resid(tsInd2.13),
+      resid(tsInd2.14), resid(tsInd2.16), resid(tsInd2.17),
+      resid(tsInd2.19))
> dim(res2.1) # txN

> Sigmahat2.1 <- (1/t)*cov(res2.1) # NxN
> # # Vector of factor means # Vector of zeros
> mu_f2.1 <- matrix(c(mean(data1$Rm), mean(data1$SMB), mean(data1$HML),
+ mean(data1$WML),
+                      mean(data1$Acc))) # kx1
> # Variance-Covariance Matrix of factors
> var_f2.1 <- var(data1[,16:20])
> # GRS Statistics
> J12.1 <- as.numeric(((t-N-k2.1)/N)*solve(1+t(mu_f2.1)%*
+%solve(var_f2.1)%*%mu_f2.1)*
+                      t(alphas2.1)%*%solve(Sigmahat2.1)%
+*%alphas2.1,k2.1)
> J12.1

> #####21*1+179*Matriz(4,1)*Matriz(3x3)*
> # J11 ~ F(N, t-N-k2)
> qf(0.95, N, t-N-k2.1) # 5% of significance

> betasRm <- NULL
> betasSMB <- NULL
> betasHML <- NULL
> betasAcc <- NULL
> betasWML <- NULL
> for(i in 1:15){
+   FOURfactormodel1 <- lm(data1[,i] ~ Rm + SMB + HML +
+   WML + Acc, data = data1)
+   betasRm <- append(betasRm, FOURfactormodel1$coefficients["Rm"])
+   betasSMB <- append(betasSMB, FOURfactormodel1$coefficients["SMB"])
+   betasHML <- append(betasHML, FOURfactormodel1$coefficients["HML"])

```

```

+   betasAcc <- append(betasAcc, FOURfactormodel1$coefficients["Acc"])
+   betasWML <- append(betasWML, FOURfactormodel1$coefficients["WML"])
+
+ }
> betasRm <- matrix(betasRm, length(betasRm))
> betasSMB <- matrix(betasSMB, length(betasSMB))
> betasHML <- matrix(betasHML, length(betasHML))
> betasAcc <- matrix(betasAcc, length(betasAcc))
> betasWML <- matrix(betasWML, length(betasWML))
> colnames(betasRm) <- "BetasRm"
> colnames(betasSMB) <- "BetasSMB"
> colnames(betasHML) <- "BetasHML"
> colnames(betasAcc) <- "BetasAcc"
> colnames(betasWML) <- "BetasWML"
> head(betasRm)

> data1cs.1 <- data.frame(t(data1[,1:15]), betasRm, betasSMB, betasHML,
+                               betasAcc, betasWML)
> dim(data1cs.1) ##8 184

> lambdas02.1 <- NULL
> lambdasRm.1 <- NULL
> lambdasSMB.1 <- NULL
> lambdasHML.1 <- NULL
> lambdasAcc.1 <- NULL
> lambdasWML.1 <- NULL
> resids2.1 <- NULL
> for(i in 1:nrow(data1)){
+   FOUR.acc.factormodel2 <- lm(data1cs[,i] ~ betasRm + betasSMB + betasHML +
+                               betasAcc + betasWML,
+                               data = data1cs)
+   lambdas02.1 <- append(lambdas02.1, FOUR.acc.factormodel2$coefficients[1])
+   lambdasRm.1 <- append(lambdasRm.1, FOUR.acc.factormodel2$coefficients[2])
+   lambdasSMB.1 <- append(lambdasSMB.1, FOUR.acc.factormodel2$coefficients[3])
+   lambdasHML.1 <- append(lambdasHML.1, FOUR.acc.factormodel2$coefficients[4])
+   lambdasAcc.1 <- append(lambdasAcc.1, FOUR.acc.factormodel2$coefficients[5])
+   lambdasWML.1 <- append(lambdasWML.1, FOUR.acc.factormodel2$coefficients[6])

```

```

+
+   resids2.1 <- append(resids2.1, resid(FOUR.acc.factormodel2))
+ }
> lambdas02.1 <- matrix(lambdas02.1, length(lambdas02.1))
> lambdasRm.1 <- matrix(lambdasRm.1, length(lambdasRm.1))
> lambdasSMB.1 <- matrix(lambdasSMB.1, length(lambdasSMB.1))
> lambdasHML.1 <- matrix(lambdasHML.1, length(lambdasHML.1))
> lambdasAcc.1 <- matrix(lambdasAcc.1, length(lambdasAcc.1))
> lambdasWML.1 <- matrix(lambdasWML.1, length(lambdasWML.1))
> colnames(lambdas02.1) <- "Lambdas02.1"
> colnames(lambdasRm.1) <- "LambdasRm.1"
> colnames(lambdasSMB.1) <- "LambdasSMB.1"
> colnames(lambdasHML.1) <- "LambdasHML.1"
> colnames(lambdasAcc.1) <- "LambdasAcc.1"
> colnames(lambdasWML.1) <- "LambdasWML.1"
> lambdas2.1 <- cbind(lambdas02.1, lambdasRm.1, lambdasSMB.1,
+                    lambdasHML.1, lambdasAcc.1, lambdasWML.1)
> head(lambdas2.1)

> # Function to calculate gamma_hat, sigma_gamma_hat and t_gamma
> # (without Shanken's (1992) correction)
> gamma_hat <- function(v){mean(v)} # mean
> sigma_gamma_hat <- function(v){sum((v-mean(v))^2)/(length(v)*(length(v)-1))}
> t_gamma <- function(v){gamma_hat(v)/sqrt(sigma_gamma_hat(v))}
> ##Fama-MacBeth Statistics:
> # Computing gamma_hat:
> apply(lambdas2.1, 2, gamma_hat)

> # Computing t-statistics
> apply(lambdas2.1, 2, sigma_gamma_hat)

> apply(lambdas2.1, 2, t_gamma)

> # Computing MAE
> mean(abs(resids2.1))

```



```

> # Computing Shanken's (1992) Correction for four factors
> sigma_gamma_hat_shanken4f <- function(v){
+   sigma_gamma_hat(v)*(1 + t(apply(lambdas2.1[, -1], 2, mean))%*%
+                               solve(cov(data1[, 16:20]))%*%
+                               t(t(apply(lambdas2.1[, -1], 2, mean))))
+ }
> t_gamma_shanken4f <- function(v){
+   gamma_hat(v)/sqrt(sigma_gamma_hat_shanken4f(v))
+ }
> apply(lambdas2.1, 2, sigma_gamma_hat_shanken4f)

> apply(lambdas2.1, 2, t_gamma_shanken4f)

```

C.3 Retornos Anormais

Cálculo dos retornos anormais para o CAPM, modelo de 3-fatores e de 4-fatores, usados como variável dependente nos modelos em painel.

C.3.1 CAPM

```

> #####Formando os painéis para calculos
> retPainelBr <- cbind(Ri, Indices.brasil, Rm)
> head(retPainelBr[, 235:240])

> # Separando a matriz por anos
> retPainelBr2003 <- retPainelBr["2003-02-01/2004-01-01"]
> # (dados esto no inicio do ms)
> retPainelBr2004 <- retPainelBr["2004-02-01/2005-01-01"]
> retPainelBr2005 <- retPainelBr["2005-02-01/2006-01-01"]
> retPainelBr2006 <- retPainelBr["2006-02-01/2007-01-01"]
> retPainelBr2007 <- retPainelBr["2007-02-01/2008-01-01"]
> retPainelBr2008 <- retPainelBr["2008-02-01/2009-01-01"]
> retPainelBr2009 <- retPainelBr["2009-02-01/2010-01-01"]

```

```

> retPainelBr2010 <- retPainelBr["2010-02-01/2011-01-01"]
> retPainelBr2011 <- retPainelBr["2011-02-01/2012-01-01"]
> retPainelBr2012 <- retPainelBr["2012-02-01/2013-01-01"]
> retPainelBr2013 <- retPainelBr["2013-02-01/2014-01-01"]
> retPainelBr2014 <- retPainelBr["2014-02-01/2015-01-01"]
> retPainelBr2015 <- retPainelBr["2015-02-01/2016-01-01"]
> retPainelBr2016 <- retPainelBr["2016-02-01/2017-01-01"]

      WSON33      SGAS4      SMB      HML      Acc      WML
2002-08-01      NA -1.482254  5.205514 -1.057906  0.8344205 0.05324895
2002-09-02      NA -1.349716 -3.613389  3.892928 -1.3369752 0.37175712
2002-10-01      NA -1.685327  3.239187 -5.435012  2.4761716 3.88955608
2002-11-01      NA -1.540868 -2.302648  1.768757 -3.9156459 3.69838233
2002-12-02      NA -1.750165 -4.506426 -3.052802  3.8440717 3.99482215
2003-01-01      NA -1.956744 -4.650672 -6.824504  2.7802160 4.97851447

> Alphas03Br1 <- NULL # Sem incluir o fator de accruals
> Alphas03Br2 <- NULL # Incluindo o faotr de accruals
> Alphas03BrAcc <- NULL # Diferena entre os dois
> for(j in 1:ncol(Ret.BR.xts)){
+   Alphas03Br1 <- append(Alphas03Br1,
+                         as.numeric(try_default(lm(retPainelBr2003[,j] ~
+                                                  retPainelBr2003$Rm)
+                                                  NA, quiet = T)))
+   Alphas03Br2 <- append(Alphas03Br2,
+                         as.numeric(try_default(lm(retPainelBr2003[,j] ~
+                                                  retPainelBr2003$Rm +
+                                                  retPainelBr2003$Acc)
+                                                  NA, quiet = T)))
+   Alphas03BrAcc <- Alphas03Br1 - Alphas03Br2
+ }

[1] 0.17731184      NA      NA      NA -0.01806027      NA
[7] 0.02808638      NA      NA -0.03207724

```

```
> Alphas03BrAcc <- matrix(Alphas03Br1, nrow = length(Alphas03BrAcc))
> rownames(Alphas03BrAcc) <- colnames(Ret.BR.xts)
> colnames(Alphas03BrAcc) <- "Alphas03BrAcc" # Retorno anormal para usar
# no painel!
> head(Alphas03BrAcc)
```

```
      Alphas03BrAcc
AELP3      0.17411263
TIET4              NA
AFLU3              NA
AFLT3              NA
ALPA4     -0.02026486
ALUP11              NA
```

```
> ### 2004 ###
>
> Alphas04Br1 <- NULL # Sem incluir o fator de accruals
> Alphas04Br2 <- NULL # Incluindo o faotr de accruals
> Alphas04BrAcc <- NULL # Diferena entre os dois
> for(j in 1:ncol(Ret.BR.xts)){
+   Alphas04Br1 <- append(Alphas04Br1,
+                         as.numeric(try_default(lm(retPainelBr2004[,j] ~
+                                                  retPainelBr2004$Rm)
+                                                  NA, quiet = T)))
+   Alphas04Br2 <- append(Alphas04Br2,
+                         as.numeric(try_default(lm(retPainelBr2004[,j] ~
+                                                  retPainelBr2004$Rm +
+                                                  retPainelBr2004$Acc)
+                                                  NA, quiet = T)))
+   Alphas04BrAcc <- Alphas04Br1 - Alphas04Br2
+ }
> length(Alphas04Br1) # 236

> Alphas04BrAcc <- matrix(Alphas04Br1, nrow = length(Alphas04BrAcc))
> rownames(Alphas04BrAcc) <- colnames(Ret.BR.xts)
```

```

> colnames(Alphas04BrAcc) <- "Alphas04BrAcc"
> head(Alphas04BrAcc)

> ### 2005 ###
>
> Alphas05Br1 <- NULL # Sem incluir o fator de accruals
> Alphas05Br2 <- NULL # Incluindo o faotr de accruals
> Alphas05BrAcc <- NULL # Diferena entre os dois
> for(j in 1:ncol(Ret.BR.xts)){
+   Alphas05Br1 <- append(Alphas05Br1,
+                         as.numeric(try_default(lm(retPainelBr2005[,j] ~
+                                                  retPainelBr2005$Rm)
+                                                  NA, quiet = T)))
+   Alphas05Br2 <- append(Alphas05Br2,
+                         as.numeric(try_default(lm(retPainelBr2005[,j] ~
+                                                  retPainelBr2005$Rm +
+                                                  retPainelBr2005$Acc)
+                                                  NA, quiet = T)))
+   Alphas05BrAcc <- Alphas05Br1 - Alphas05Br2
+ }
> length(Alphas05Br1) # 236

> Alphas05BrAcc <- matrix(Alphas05Br1, nrow = length(Alphas05BrAcc))
> rownames(Alphas05BrAcc) <- colnames(Ret.BR.xts)
> colnames(Alphas05BrAcc) <- "Alphas05BrAcc"
> head(Alphas05BrAcc)

> ### 2006 ###
>
> Alphas06Br1 <- NULL # Sem incluir o fator de accruals
> Alphas06Br2 <- NULL # Incluindo o faotr de accruals
> Alphas06BrAcc <- NULL # Diferena entre os dois
> for(j in 1:ncol(Ret.BR.xts)){
+   Alphas06Br1 <- append(Alphas06Br1,

```

```

+           as.numeric(try_default(lm(retPainelBr2006[,j] ~
+                                   retPainelBr2006$Rm)
+ $coefficients[1],
+                                   NA, quiet = T)))
+   Alphas06Br2 <- append(Alphas06Br2,
+           as.numeric(try_default(lm(retPainelBr2006[,j] ~
+                                   retPainelBr2006$Rm +
+                                   retPainelBr2006$Acc)
+ $coefficients[1],
+                                   NA, quiet = T)))
+   Alphas06BrAcc <- Alphas06Br1 - Alphas06Br2
+ }
> length(Alphas06Br1) # 236

> Alphas06BrAcc <- matrix(Alphas06Br1, nrow = length(Alphas06BrAcc))
> rownames(Alphas06BrAcc) <- colnames(Ret.BR.xts)
> colnames(Alphas06BrAcc) <- "Alphas06BrAcc"
> head(Alphas06BrAcc)

> ### 2007 ###
>
> Alphas07Br1 <- NULL # Sem incluir o fator de accruals
> Alphas07Br2 <- NULL # Incluindo o faotr de accruals
> Alphas07BrAcc <- NULL # Diferena entre os dois
> for(j in 1:ncol(Ret.BR.xts)){
+   Alphas07Br1 <- append(Alphas07Br1,
+           as.numeric(try_default(lm(retPainelBr2007[,j] ~
+                                   retPainelBr2007$Rm)
+ $coefficients[1],
+                                   NA, quiet = T)))
+   Alphas07Br2 <- append(Alphas07Br2,
+           as.numeric(try_default(lm(retPainelBr2007[,j] ~
+                                   retPainelBr2007$Rm +
+                                   retPainelBr2007$Acc)
+ $coefficients[1],
+                                   NA, quiet = T)))
+   Alphas07BrAcc <- Alphas07Br1 - Alphas07Br2

```

```

+ }
> length(Alphas07Br1) # 236

> Alphas07BrAcc <- matrix(Alphas07Br1, nrow = length(Alphas07BrAcc))
> rownames(Alphas07BrAcc) <- colnames(Ret.BR.xts)
> colnames(Alphas07BrAcc) <- "Alphas07BrAcc"
> head(Alphas07BrAcc)

> ### 2008 ###
>
> Alphas08Br1 <- NULL # Sem incluir o fator de accruals
> Alphas08Br2 <- NULL # Incluindo o faotr de accruals
> Alphas08BrAcc <- NULL # Diferena entre os dois
> for(j in 1:ncol(Ret.BR.xts)){
+   Alphas08Br1 <- append(Alphas08Br1,
+                         as.numeric(try_default(lm(retPainelBr2008[,j] ~
+                                                  retPainelBr2008$Rm)
+                                                  NA, quiet = T)))
+   Alphas08Br2 <- append(Alphas08Br2,
+                         as.numeric(try_default(lm(retPainelBr2008[,j] ~
+                                                  retPainelBr2008$Rm
+                                                  + retPainelBr2008$Acc)
+                                                  NA, quiet = T)))
+   Alphas08BrAcc <- Alphas08Br1 - Alphas08Br2
+ }
> length(Alphas08Br1) # 236

> Alphas08BrAcc <- matrix(Alphas08Br1, nrow = length(Alphas08BrAcc))
> rownames(Alphas08BrAcc) <- colnames(Ret.BR.xts)
> colnames(Alphas08BrAcc) <- "Alphas08BrAcc"
> head(Alphas08BrAcc)

> ### 2009 ###
>

```

```

> Alphas09Br1 <- NULL # Sem incluir o fator de accruals
> Alphas09Br2 <- NULL # Incluindo o faotr de accruals
> Alphas09BrAcc <- NULL # Diferena entre os dois
> for(j in 1:ncol(Ret.BR.xts)){
+   Alphas09Br1 <- append(Alphas09Br1,
+                         as.numeric(try_default(lm(retPainelBr2009[,j] ~
+                                                  retPainelBr2009$Rm)
+ $coefficients[1],
+                                                  NA, quiet = T)))
+   Alphas09Br2 <- append(Alphas09Br2,
+                         as.numeric(try_default(lm(retPainelBr2009[,j] ~
+                                                  retPainelBr2009$Rm +
+                                                  retPainelBr2009$Acc)
+ $coefficients[1],
+                                                  NA, quiet = T)))
+   Alphas09BrAcc <- Alphas09Br1 - Alphas09Br2
+ }
> length(Alphas09Br1) # 236

```

```
[1] 236
```

```
> length(Alphas09Br2) # 236
```

```

> Alphas09BrAcc <- matrix(Alphas09Br1, nrow = length(Alphas09BrAcc))
> rownames(Alphas09BrAcc) <- colnames(Ret.BR.xts)
> colnames(Alphas09BrAcc) <- "Alphas09BrAcc"
> head(Alphas09BrAcc)

```

```
> ### 2010 ###
```

```
>
```

```

> Alphas10Br1 <- NULL # Sem incluir o fator de accruals
> Alphas10Br2 <- NULL # Incluindo o faotr de accruals
> Alphas10BrAcc <- NULL # Diferena entre os dois
> for(j in 1:ncol(Ret.BR.xts)){
+   Alphas10Br1 <- append(Alphas10Br1,
+                         as.numeric(try_default(lm(retPainelBr2010[,j] ~

```

```

+                                     retPainelBr2010$Rm)
+$coefficients[1],
+                                     NA, quiet = T)))
+   Alphas10Br2 <- append(Alphas10Br2,
+                         as.numeric(try_default(lm(retPainelBr2010[,j] ~
+                                                  retPainelBr2010$Rm
+                                                  + retPainelBr2010$Acc)
+                         +$coefficients[1],
+                         NA, quiet = T)))
+   Alphas10BrAcc <- Alphas10Br1 - Alphas10Br2
+ }
> length(Alphas10Br1) # 236

> Alphas10BrAcc <- matrix(Alphas10Br1, nrow = length(Alphas10BrAcc))
> rownames(Alphas10BrAcc) <- colnames(Ret.BR.xts)
> colnames(Alphas10BrAcc) <- "Alphas10BrAcc"
> head(Alphas10BrAcc)

> ### 2011 ###
>
> Alphas11Br1 <- NULL # Sem incluir o fator de accruals
> Alphas11Br2 <- NULL # Incluindo o faotr de accruals
> Alphas11BrAcc <- NULL # Diferena entre os dois
> for(j in 1:ncol(Ret.BR.xts)){
+   Alphas11Br1 <- append(Alphas11Br1,
+                         as.numeric(try_default(lm(retPainelBr2011[,j] ~
+                                                  retPainelBr2011$Rm)
+                         +$coefficients[1],
+                         NA, quiet = T)))
+   Alphas11Br2 <- append(Alphas11Br2,
+                         as.numeric(try_default(lm(retPainelBr2011[,j] ~
+                                                  retPainelBr2011$Rm +
+                                                  retPainelBr2011$Acc)
+                         +$coefficients[1],
+                         NA, quiet = T)))
+   Alphas11BrAcc <- Alphas11Br1 - Alphas11Br2
+ }
> length(Alphas11Br1) # 236

```



```

> Alphas11BrAcc <- matrix(Alphas11Br1, nrow = length(Alphas11BrAcc))
> rownames(Alphas11BrAcc) <- colnames(Ret.BR.xts)
> colnames(Alphas11BrAcc) <- "Alphas11BrAcc"
> head(Alphas11BrAcc)

> ### 2012 ###
>
> Alphas12Br1 <- NULL # Sem incluir o fator de accruals
> Alphas12Br2 <- NULL # Incluindo o faotr de accruals
> Alphas12BrAcc <- NULL # Diferena entre os dois
> for(j in 1:ncol(Ret.BR.xts)){
+   Alphas12Br1 <- append(Alphas12Br1,
+                         as.numeric(try_default(lm(retPainelBr2012[,j] ~
+                                                  retPainelBr2012$Rm)
+                                                  NA, quiet = T)))
+   Alphas12Br2 <- append(Alphas12Br2,
+                         as.numeric(try_default(lm(retPainelBr2012[,j] ~
+                                                  retPainelBr2012$Rm +
+                                                  retPainelBr2012$Acc)
+                                                  NA, quiet = T)))
+   Alphas12BrAcc <- Alphas12Br1 - Alphas12Br2
+ }
> length(Alphas12Br1) # 236

> Alphas12BrAcc <- matrix(Alphas12Br1, nrow = length(Alphas12BrAcc))
> rownames(Alphas12BrAcc) <- colnames(Ret.BR.xts)
> colnames(Alphas12BrAcc) <- "Alphas12BrAcc"
> head(Alphas12BrAcc)

> ### 2013 ###
>
> Alphas13Br1 <- NULL # Sem incluir o fator de accruals
> Alphas13Br2 <- NULL # Incluindo o faotr de accruals
> Alphas13BrAcc <- NULL # Diferena entre os dois

```

```
> for(j in 1:ncol(Ret.BR.xts)){
+   Alphas13Br1 <- append(Alphas13Br1,
+                         as.numeric(try_default(lm(retPainelBr2013[,j] ~
+                                                  retPainelBr2013$Rm)
+                                              NA, quiet = T)))
+   Alphas13Br2 <- append(Alphas13Br2,
+                         as.numeric(try_default(lm(retPainelBr2013[,j] ~
+                                                  retPainelBr2013$Rm +
+                                                  retPainelBr2013$Acc)
+                                              NA, quiet = T)))
+   Alphas13BrAcc <- Alphas13Br1 - Alphas13Br2
+ }
> length(Alphas13Br1) # 236

> Alphas13BrAcc <- matrix(Alphas13Br1, nrow = length(Alphas13BrAcc))
> rownames(Alphas13BrAcc) <- colnames(Ret.BR.xts)
> colnames(Alphas13BrAcc) <- "Alphas13BrAcc"
> head(Alphas13BrAcc)

> ### 2014 ###
>
> Alphas14Br1 <- NULL # Sem incluir o fator de accruals
> Alphas14Br2 <- NULL # Incluindo o faotr de accruals
> Alphas14BrAcc <- NULL # Diferena entre os dois
> for(j in 1:ncol(Ret.BR.xts)){
+   Alphas14Br1 <- append(Alphas14Br1,
+                         as.numeric(try_default(lm(retPainelBr2014[,j] ~
+                                                  retPainelBr2014$Rm)
+                                              NA, quiet = T)))
+   Alphas14Br2 <- append(Alphas14Br2,
+                         as.numeric(try_default(lm(retPainelBr2014[,j] ~
+                                                  retPainelBr2014$Rm +
+                                                  retPainelBr2014$Acc)
+                                              NA, quiet = T)))
+   Alphas14BrAcc <- Alphas14Br1 - Alphas14Br2
+ }
```

```

+                                     NA, quiet = T)))
+   Alphas14BrAcc <- Alphas14Br1 - Alphas14Br2
+ }
> length(Alphas14Br1) # 236

> Alphas14BrAcc <- matrix(Alphas14Br1, nrow = length(Alphas14BrAcc))
> rownames(Alphas14BrAcc) <- colnames(Ret.BR.xts)
> colnames(Alphas14BrAcc) <- "Alphas14BrAcc"
> head(Alphas14BrAcc)

> ### 2015 ###
>
> Alphas15Br1 <- NULL # Sem incluir o fator de accruals
> Alphas15Br2 <- NULL # Incluindo o faotr de accruals
> Alphas15BrAcc <- NULL # Diferena entre os dois
> for(j in 1:ncol(Ret.BR.xts)){
+   Alphas15Br1 <- append(Alphas15Br1,
+                         as.numeric(try_default(lm(retPainelBr2015[,j] ~
+                                                  retPainelBr2015$Rm)
+ $coefficients[1],
+                                     NA, quiet = T)))
+   Alphas15Br2 <- append(Alphas15Br2,
+                         as.numeric(try_default(lm(retPainelBr2015[,j] ~
+                                                  retPainelBr2015$Rm +
+                                                  retPainelBr2015$Acc)
+ $coefficients[1],
+                                     NA, quiet = T)))
+   Alphas15BrAcc <- Alphas15Br1 - Alphas15Br2
+ }
> length(Alphas15Br1) # 236

> Alphas15BrAcc <- matrix(Alphas15Br1, nrow = length(Alphas15BrAcc))
> rownames(Alphas15BrAcc) <- colnames(Ret.BR.xts)
> colnames(Alphas15BrAcc) <- "Alphas15BrAcc"
> head(Alphas15BrAcc)

```

```
> ### 2016 ###
>
> Alphas16Br1 <- NULL # Sem incluir o fator de accruals
> Alphas16Br2 <- NULL # Incluindo o faotr de accruals
> Alphas16BrAcc <- NULL # Diferena entre os dois
> for(j in 1:ncol(Ret.BR.xts)){
+   Alphas16Br1 <- append(Alphas16Br1,
+                         as.numeric(try_default(lm(retPainelBr2016[,j] ~
+                                                  retPainelBr2016$Rm)
+                                                  NA, quiet = T)))
+   Alphas16Br2 <- append(Alphas16Br2,
+                         as.numeric(try_default(lm(retPainelBr2016[,j] ~
+                                                  retPainelBr2016$Rm +
+                                                  retPainelBr2016$Acc)
+                                                  NA, quiet = T)))
+   Alphas16BrAcc <- Alphas16Br1 - Alphas16Br2
+ }
> length(Alphas16Br1) # 236

> Alphas16BrAcc <- matrix(Alphas16Br1, nrow = length(Alphas16BrAcc))
> rownames(Alphas16BrAcc) <- colnames(Ret.BR.xts)
> colnames(Alphas16BrAcc) <- "Alphas16BrAcc"
> head(Alphas16BrAcc)

> ### Matrix de Retornos Anormais:
> AlphasBrAcc_capm <- cbind(Alphas03BrAcc, Alphas04BrAcc, Alphas05BrAcc,
+ Alphas06BrAcc,
+ Alphas07BrAcc, Alphas08BrAcc, Alphas09BrAcc,
+ Alphas10BrAcc,
+ Alphas11BrAcc, Alphas12BrAcc, Alphas13BrAcc,
+ Alphas14BrAcc,
+ Alphas15BrAcc, Alphas16BrAcc)
> #
```

C.3.2 3-fatores

```

> ### 2003 ###
>
> Alphas03Br1 <- NULL # Sem incluir o fator de accruals
> Alphas03Br2 <- NULL # Incluindo o faotr de accruals
> Alphas03BrAcc <- NULL # Diferena entre os dois
> for(j in 1:ncol(Ret.BR.xts)){
+   Alphas03Br1 <- append(Alphas03Br1,
+                         as.numeric(try_default(lm(retPainelBr2003[,j] ~
+                                                  retPainelBr2003$
+ Rm + retPainelBr2003$SMB +
+                                                  retPainelBr2003$HML)$coefficients[1],
+                                                  NA, quiet = T)))
+   Alphas03Br2 <- append(Alphas03Br2,
+                         as.numeric(try_default(lm(retPainelBr2003[,j] ~
+                                                  retPainelBr2003$Rm +
+ retPainelBr2003$SMB +
+                                                  retPainelBr2003$HML + retPainelBr2003$Acc)$
+ coefficients[1],
+                                                  NA, quiet = T)))
+   Alphas03BrAcc <- Alphas03Br1 - Alphas03Br2
+ }
> length(Alphas03Br1) # 236

> Alphas03BrAcc <- matrix(Alphas03Br1, nrow = length(Alphas03BrAcc))
> rownames(Alphas03BrAcc) <- colnames(Ret.BR.xts)
> colnames(Alphas03BrAcc) <- "Alphas03BrAcc"
> head(Alphas03BrAcc)

> ### 2004 ###
>
> Alphas04Br1 <- NULL # Sem incluir o fator de accruals
> Alphas04Br2 <- NULL # Incluindo o faotr de accruals
> Alphas04BrAcc <- NULL # Diferena entre os dois
> for(j in 1:ncol(Ret.BR.xts)){
+   Alphas04Br1 <- append(Alphas04Br1,

```

```

+               as.numeric(try_default(lm(retPainelBr2004[,j] ~
+                                       retPainelBr2004$Rm +
+                                       retPainelBr2004$SMB +
+                                       retPainelBr2004$HML)
+$coefficients[1],
+               NA, quiet = T)))
+   Alphas04Br2 <- append(Alphas04Br2,
+               as.numeric(try_default(lm(retPainelBr2004[,j] ~
+                                       retPainelBr2004$Rm +
+                                       retPainelBr2004$SMB +
+                                       retPainelBr2004$HML +
+                                       retPainelBr2004$Acc)
+$coefficients[1],
+               NA, quiet = T)))
+   Alphas04BrAcc <- Alphas04Br1 - Alphas04Br2
+ }
> length(Alphas04Br1) # 236

> Alphas04BrAcc <- matrix(Alphas04Br1, nrow = length(Alphas04BrAcc))
> rownames(Alphas04BrAcc) <- colnames(Ret.BR.xts)
> colnames(Alphas04BrAcc) <- "Alphas04BrAcc"
> head(Alphas04BrAcc)

> ### 2005 ###
>
> Alphas05Br1 <- NULL # Sem incluir o fator de accruals
> Alphas05Br2 <- NULL # Incluindo o faotr de accruals
> Alphas05BrAcc <- NULL # Diferena entre os dois
> for(j in 1:ncol(Ret.BR.xts)){
+   Alphas05Br1 <- append(Alphas05Br1,
+               as.numeric(try_default(lm(retPainelBr2005[,j] ~
+                                       retPainelBr2005$Rm +
+                                       retPainelBr2005$SMB +
+                                       retPainelBr2005$HML)
+$coefficients[1],
+               NA, quiet = T)))
+   Alphas05Br2 <- append(Alphas05Br2,

```

```

+               as.numeric(try_default(lm(retPainelBr2005[,j] ~
+                                       retPainelBr2005$Rm +
+                                       retPainelBr2005$SMB +
+                                       retPainelBr2005$HML +
+                                       retPainelBr2005$Acc)
+$coefficients[1],
+                                       NA, quiet = T)))
+   Alphas05BrAcc <- Alphas05Br1 - Alphas05Br2
+ }
> length(Alphas05Br1) # 236

> Alphas05BrAcc <- matrix(Alphas05Br1, nrow = length(Alphas05BrAcc))
> rownames(Alphas05BrAcc) <- colnames(Ret.BR.xts)
> colnames(Alphas05BrAcc) <- "Alphas05BrAcc"
> head(Alphas05BrAcc)

> ### 2006 ###
>
> Alphas06Br1 <- NULL # Sem incluir o fator de accruals
> Alphas06Br2 <- NULL # Incluindo o faotr de accruals
> Alphas06BrAcc <- NULL # Diferena entre os dois
> for(j in 1:ncol(Ret.BR.xts)){
+   Alphas06Br1 <- append(Alphas06Br1,
+   as.numeric(try_default(lm(retPainelBr2006[,j] ~
+   retPainelBr2006$Rm +
+   retPainelBr2006$SMB +
+   retPainelBr2006$HML)
+$coefficients[1],
+   NA, quiet = T)))
+   Alphas06Br2 <- append(Alphas06Br2,
+   as.numeric(try_default(lm(retPainelBr2006[,j] ~
+   retPainelBr2006$Rm +
+   retPainelBr2006$SMB +
+   retPainelBr2006$HML +
+   retPainelBr2006$Acc)
+$coefficients[1],
+   NA, quiet = T)))

```

```

+   Alphas06BrAcc <- Alphas06Br1 - Alphas06Br2
+ }
> length(Alphas06Br1) # 236

> Alphas06BrAcc <- matrix(Alphas06Br1, nrow = length(Alphas06BrAcc))
> rownames(Alphas06BrAcc) <- colnames(Ret.BR.xts)
> colnames(Alphas06BrAcc) <- "Alphas06BrAcc"
> head(Alphas06BrAcc)

> ### 2007 ###
>
> Alphas07Br1 <- NULL # Sem incluir o fator de accruals
> Alphas07Br2 <- NULL # Incluindo o faotr de accruals
> Alphas07BrAcc <- NULL # Diferena entre os dois
> for(j in 1:ncol(Ret.BR.xts)){
+   Alphas07Br1 <- append(Alphas07Br1,
+                         as.numeric(try_default(lm(retPainelBr2007[,j] ~
+                                                  retPainelBr2007$Rm +
+                                                  retPainelBr2007$SMB +
+                                                  retPainelBr2007$HML)
+ $coefficients[1],
+                         NA, quiet = T)))
+   Alphas07Br2 <- append(Alphas07Br2,
+                         as.numeric(try_default(lm(retPainelBr2007[,j] ~
+                                                  retPainelBr2007$Rm +
+                                                  retPainelBr2007$SMB +
+                                                  retPainelBr2007$HML +
+                                                  retPainelBr2007$Acc)
+ $coefficients[1],
+                         NA, quiet = T)))
+   Alphas07BrAcc <- Alphas07Br1 - Alphas07Br2
+ }
> length(Alphas07Br1) # 236

> Alphas07BrAcc <- matrix(Alphas07Br1, nrow = length(Alphas07BrAcc))
> rownames(Alphas07BrAcc) <- colnames(Ret.BR.xts)

```



```

> colnames(Alphas07BrAcc) <- "Alphas07BrAcc"
> head(Alphas07BrAcc)

> ### 2008 ###
>
> Alphas08Br1 <- NULL # Sem incluir o fator de accruals
> Alphas08Br2 <- NULL # Incluindo o faotr de accruals
> Alphas08BrAcc <- NULL # Diferena entre os dois
> for(j in 1:ncol(Ret.BR.xts)){
+   Alphas08Br1 <- append(Alphas08Br1,
+                         as.numeric(try_default(lm(retPainelBr2008[,j] ~
+                                                  retPainelBr2008$Rm +
+                                                  retPainelBr2008$SMB +
+                                                  retPainelBr2008$HML)$
+coefficients[1],
+                                                  NA, quiet = T)))
+   Alphas08Br2 <- append(Alphas08Br2,
+                         as.numeric(try_default(lm(retPainelBr2008[,j] ~
+                                                  retPainelBr2008$Rm +
+                                                  retPainelBr2008$SMB +
+                                                  retPainelBr2008$HML +
+                                                  retPainelBr2008$Acc)$
+coefficients[1],
+                                                  NA, quiet = T)))
+   Alphas08BrAcc <- Alphas08Br1 - Alphas08Br2
+ }
> length(Alphas08Br1) # 236

> Alphas08BrAcc <- matrix(Alphas08Br1, nrow = length(Alphas08BrAcc))
> rownames(Alphas08BrAcc) <- colnames(Ret.BR.xts)
> colnames(Alphas08BrAcc) <- "Alphas08BrAcc"
> head(Alphas08BrAcc)

> ### 2009 ###
>
> Alphas09Br1 <- NULL # Sem incluir o fator de accruals

```

[illegible]


```

+                                     retPainelBr2011$HML +
+                                     retPainelBr2011$Acc)
+$coefficients[1],
+                                     NA, quiet = T)))
+   Alphas11BrAcc <- Alphas11Br1 - Alphas11Br2
+ }
> length(Alphas11Br1) # 236

> Alphas11BrAcc <- matrix(Alphas11Br1, nrow = length(Alphas11BrAcc))
> rownames(Alphas11BrAcc) <- colnames(Ret.BR.xts)
> colnames(Alphas11BrAcc) <- "Alphas11BrAcc"
> head(Alphas11BrAcc)

> ### 2012 ###
>
> Alphas12Br1 <- NULL # Sem incluir o fator de accruals
> Alphas12Br2 <- NULL # Incluindo o faotr de accruals
> Alphas12BrAcc <- NULL # Diferena entre os dois
> for(j in 1:ncol(Ret.BR.xts)){
+   Alphas12Br1 <- append(Alphas12Br1,
+                         as.numeric(try_default(lm(retPainelBr2012[,j] ~
+                                                     retPainelBr2012$Rm +
+                                                     retPainelBr2012$SMB +
+                                                     retPainelBr2012$HML)
+                         +$coefficients[1],
+                         NA, quiet = T)))
+   Alphas12Br2 <- append(Alphas12Br2,
+                         as.numeric(try_default(lm(retPainelBr2012[,j] ~
+                                                     retPainelBr2012$Rm +
+                                                     retPainelBr2012$SMB +
+                                                     retPainelBr2012$HML +
+                                                     retPainelBr2012$Acc)
+                         +$coefficients[1],
+                         NA, quiet = T)))
+   Alphas12BrAcc <- Alphas12Br1 - Alphas12Br2
+ }
> length(Alphas12Br1) # 236

```

```

> Alphas12BrAcc <- matrix(Alphas12Br1, nrow = length(Alphas12BrAcc))
> rownames(Alphas12BrAcc) <- colnames(Ret.BR.xts)
> colnames(Alphas12BrAcc) <- "Alphas12BrAcc"
> head(Alphas12BrAcc)

> ### 2013 ###
>
> Alphas13Br1 <- NULL # Sem incluir o fator de accruals
> Alphas13Br2 <- NULL # Incluindo o faotr de accruals
> Alphas13BrAcc <- NULL # Diferena entre os dois
> for(j in 1:ncol(Ret.BR.xts)){
+   Alphas13Br1 <- append(Alphas13Br1,
+                         as.numeric(try_default(lm(retPainelBr2013[,j] ~
+                                                  retPainelBr2013$Rm +
+                                                  retPainelBr2013$SMB +
+                                                  retPainelBr2013$HML)
+$coefficients[1],
+                                                  NA, quiet = T)))
+   Alphas13Br2 <- append(Alphas13Br2,
+                         as.numeric(try_default(lm(retPainelBr2013[,j] ~
+                                                  retPainelBr2013$Rm +
+                                                  retPainelBr2013$SMB +
+                                                  retPainelBr2013$HML +
+                                                  retPainelBr2013$Acc)
+$coefficients[1],
+                                                  NA, quiet = T)))
+   Alphas13BrAcc <- Alphas13Br1 - Alphas13Br2
+ }
> length(Alphas13Br1) # 236

> Alphas13BrAcc <- matrix(Alphas13Br1, nrow = length(Alphas13BrAcc))
> rownames(Alphas13BrAcc) <- colnames(Ret.BR.xts)
> colnames(Alphas13BrAcc) <- "Alphas13BrAcc"
> head(Alphas13BrAcc)

> ### 2014 ###
>

```

[illegible]

```
+ + retPainelBr2015$$SMB +  
+ retPainelBr2015$HML)  
+$coefficients[1],  
+ NA, quiet = T)))  
+ Alphas15Br2 <- append(Alphas15Br1,  
+ as.numeric(try_default(lm(retPainelBr2015[,j] ~  
+ retPainelBr2015$Rm +  
+ retPainelBr2015$SMB +  
+ retPainelBr2015$HML +  
+ retPainelBr2015$Acc)  
+$coefficients[1],  
+ NA, quiet = T)))  
+ Alphas15BrAcc <- Alphas15Br1 - Alphas15Br2  
+ }  
> length(Alphas15Br1) # 236  
  
> Alphas15BrAcc <- matrix(Alphas15Br1, nrow = length(Alphas15BrAcc))  
> rownames(Alphas15BrAcc) <- colnames(Ret.BR.xts)  
> colnames(Alphas15BrAcc) <- "Alphas15BrAcc"  
> head(Alphas15BrAcc)  
  
> ### 2016 ###  
>  
> Alphas16Br1 <- NULL # Sem incluir o fator de accruals  
> Alphas16Br2 <- NULL # Incluindo o faotr de accruals  
> Alphas16BrAcc <- NULL # Diferena entre os dois  
> for(j in 1:ncol(Ret.BR.xts)){  
+ Alphas16Br1 <- append(Alphas16Br1,  
+ as.numeric(try_default(lm(retPainelBr2016[,j] ~  
+ retPainelBr2016$Rm +  
+ retPainelBr2016$SMB +  
+ retPainelBr2016$HML)  
+$coefficients[1],  
+ NA, quiet = T)))  
+ Alphas16Br2 <- append(Alphas16Br2,  
+ as.numeric(try_default(lm(retPainelBr2016[,j] ~  
+ retPainelBr2016$Rm +
```

```

+                                     retPainelBr2016$SMB +
+                                     retPainelBr2016$HML +
+                                     retPainelBr2016$Acc)
+$coefficients[1],
+                                     NA, quiet = T)))
+   Alphas16BrAcc <- Alphas16Br1 - Alphas16Br2
+ }
> length(Alphas16Br1) # 236

> Alphas16BrAcc <- matrix(Alphas16Br1, nrow = length(Alphas16BrAcc))
> rownames(Alphas16BrAcc) <- colnames(Ret.BR.xts)
> colnames(Alphas16BrAcc) <- "Alphas16BrAcc"
> head(Alphas16BrAcc)

> ### Matrix de Retornos Anormais:
> AlphasBrAcc.3fat <- cbind(Alphas03BrAcc, Alphas04BrAcc, Alphas05BrAcc,
+ Alphas06BrAcc,
+                               Alphas07BrAcc, Alphas08BrAcc, Alphas09BrAcc,
+ Alphas10BrAcc,
+                               Alphas11BrAcc, Alphas12BrAcc, Alphas13BrAcc,
+ Alphas14BrAcc,
+                               Alphas15BrAcc, Alphas16BrAcc)
>

```

C.3.3 4-fatores

```

> Alphas03Br1 <- NULL # Sem incluir o fator de accruals
> Alphas03Br2 <- NULL # Incluindo o faotr de accruals
> Alphas03BrAcc <- NULL # Diferena entre os dois
> for(j in 1:ncol(Ret.BR.xts)){
+   Alphas03Br1 <- append(Alphas03Br1,
+                         as.numeric(try_default(lm(retPainelBr2003[,j] ~
+                                                     retPainelBr2003$Rm +
+                                                     retPainelBr2003$SMB +
+                                                     retPainelBr2003$HML + retPainelBr2003$WML)
+$coefficients[1],

```



```

+                                     + retPainelBr2004$Acc)
+$coefficients[1],
+                                     NA, quiet = T)))
+   Alphas04BrAcc <- Alphas04Br1 - Alphas04Br2
+ }
> length(Alphas04Br1) # 236

> Alphas04BrAcc <- matrix(Alphas04Br1, nrow = length(Alphas04BrAcc))
> rownames(Alphas04BrAcc) <- colnames(Ret.BR.xts)
> colnames(Alphas04BrAcc) <- "Alphas04BrAcc"
> head(Alphas04BrAcc)

> ### 2005 ###
>
> Alphas05Br1 <- NULL # Sem incluir o fator de accruals
> Alphas05Br2 <- NULL # Incluindo o faotr de accruals
> Alphas05BrAcc <- NULL # Diferena entre os dois
> for(j in 1:ncol(Ret.BR.xts)){
+   Alphas05Br1 <- append(Alphas05Br1,
+                         as.numeric(try_default(lm(retPainelBr2005[,j] ~
+                                                     retPainelBr2005$Rm +
+                                                     retPainelBr2005$SMB +
+                                                     retPainelBr2005$HML +
+                                                     retPainelBr2005$WML)
+$coefficients[1],
+                         NA, quiet = T)))
+   Alphas05Br2 <- append(Alphas05Br2,
+                         as.numeric(try_default(lm(retPainelBr2005[,j] ~
+                                                     retPainelBr2005$Rm
+                                                     + retPainelBr2005$SMB +
+                                                     retPainelBr2005$HML
+                                                     + retPainelBr2005$WML +
+                                                     retPainelBr2005$Acc)
+$coefficients[1],
+                         NA, quiet = T)))
+   Alphas05BrAcc <- Alphas05Br1 - Alphas05Br2
+ }
> length(Alphas05Br1) # 236

```

```

> Alphas05BrAcc <- matrix(Alphas05Br1, nrow = length(Alphas05BrAcc))
> rownames(Alphas05BrAcc) <- colnames(Ret.BR.xts)
> colnames(Alphas05BrAcc) <- "Alphas05BrAcc"
> head(Alphas05BrAcc)

> ### 2006 ###
>
> Alphas06Br1 <- NULL # Sem incluir o fator de accruals
> Alphas06Br2 <- NULL # Incluindo o faotr de accruals
> Alphas06BrAcc <- NULL # Diferena entre os dois
> for(j in 1:ncol(Ret.BR.xts)){
+   Alphas06Br1 <- append(Alphas06Br1,
+                         as.numeric(try_default(lm(retPainelBr2006[,j] ~
+                                                  retPainelBr2006$Rm +
+                                                  retPainelBr2006$SMB +
+                                                  retPainelBr2006$HML +
+                                                  retPainelBr2006$WML)
+ $coefficients[1],
+                         NA, quiet = T)))
+   Alphas06Br2 <- append(Alphas06Br2,
+                         as.numeric(try_default(lm(retPainelBr2006[,j] ~
+                                                  retPainelBr2006$Rm +
+                                                  retPainelBr2006$SMB +
+                                                  retPainelBr2006$HML
+                                                  + retPainelBr2006$WML +
+                                                  retPainelBr2006$Acc)
+ $coefficients[1],
+                         NA, quiet = T)))
+   Alphas06BrAcc <- Alphas06Br1 - Alphas06Br2
+ }
> length(Alphas06Br1) # 236

> Alphas06BrAcc <- matrix(Alphas06Br1, nrow = length(Alphas06BrAcc))
> rownames(Alphas06BrAcc) <- colnames(Ret.BR.xts)
> colnames(Alphas06BrAcc) <- "Alphas06BrAcc"
> head(Alphas06BrAcc)

```

```

> ### 2007 ###
>
> Alphas07Br1 <- NULL # Sem incluir o fator de accruals
> Alphas07Br2 <- NULL # Incluindo o faotr de accruals
> Alphas07BrAcc <- NULL # Diferena entre os dois
> for(j in 1:ncol(Ret.BR.xts)){
+   Alphas07Br1 <- append(Alphas07Br1,
+                         as.numeric(try_default(lm(retPainelBr2007[,j] ~
+                                                  retPainelBr2007$Rm +
+                                                  retPainelBr2007$SMB +
+                                                  retPainelBr2007$HML +
+                                                  retPainelBr2007$WML)
+$coefficients[1],
+                         NA, quiet = T)))
+   Alphas07Br2 <- append(Alphas07Br2,
+                         as.numeric(try_default(lm(retPainelBr2007[,j] ~
+                                                  retPainelBr2007$Rm +
+                                                  retPainelBr2007$SMB +
+                                                  retPainelBr2007$HML +
+                                                  retPainelBr2007$WML
+                                                  + retPainelBr2007$Acc)
+$coefficients[1],
+                         NA, quiet = T)))
+   Alphas07BrAcc <- Alphas07Br1 - Alphas07Br2
+ }
> length(Alphas07Br1) # 236

> Alphas07BrAcc <- matrix(Alphas07Br1, nrow = length(Alphas07BrAcc))
> rownames(Alphas07BrAcc) <- colnames(Ret.BR.xts)
> colnames(Alphas07BrAcc) <- "Alphas07BrAcc"
> head(Alphas07BrAcc)

> ### 2008 ###
>
> Alphas08Br1 <- NULL # Sem incluir o fator de accruals
> Alphas08Br2 <- NULL # Incluindo o faotr de accruals
> Alphas08BrAcc <- NULL # Diferena entre os dois

```



```

+                                     retPainelBr2009$HML +
+                                     retPainelBr2009$WML)
+$coefficients[1],
+                                     NA, quiet = T)))
+   Alphas09Br2 <- append(Alphas09Br2,
+                         as.numeric(try_default(lm(retPainelBr2009[,j] ~
+                                                     retPainelBr2009$Rm +
+                                                     retPainelBr2009$SMB +
+                                                     retPainelBr2009$HML +
+                                                     retPainelBr2009$WML
+                                                     + retPainelBr2009$Acc)
+                         $coefficients[1],
+                         NA, quiet = T)))
+   Alphas09BrAcc <- Alphas09Br1 - Alphas09Br2
+ }
> length(Alphas09Br1) # 236

> Alphas09BrAcc <- matrix(Alphas09Br1, nrow = length(Alphas09BrAcc))
> rownames(Alphas09BrAcc) <- colnames(Ret.BR.xts)
> colnames(Alphas09BrAcc) <- "Alphas09BrAcc"
> head(Alphas09BrAcc)

> ### 2010 ###
>
> Alphas10Br1 <- NULL # Sem incluir o fator de accruals
> Alphas10Br2 <- NULL # Incluindo o faotr de accruals
> Alphas10BrAcc <- NULL # Diferena entre os dois
> for(j in 1:ncol(Ret.BR.xts)){
+   Alphas10Br1 <- append(Alphas10Br1,
+                         as.numeric(try_default(lm(retPainelBr2010[,j] ~
+                                                     retPainelBr2010$Rm +
+                                                     retPainelBr2010$SMB +
+                                                     retPainelBr2010$HML +
+                                                     retPainelBr2010$WML)
+                         $coefficients[1],
+                         NA, quiet = T)))
+   Alphas10Br2 <- append(Alphas10Br2,

```



```

+                                     + retPainelBr2011$Acc)
+ $coefficients[1],
+                                     NA, quiet = T)))
+   Alphas11BrAcc <- Alphas11Br1 - Alphas11Br2
+ }
> length(Alphas11Br1) # 236

> Alphas11BrAcc <- matrix(Alphas11Br1, nrow = length(Alphas11BrAcc))
> rownames(Alphas11BrAcc) <- colnames(Ret.BR.xts)
> colnames(Alphas11BrAcc) <- "Alphas11BrAcc"
> head(Alphas11BrAcc)

> ### 2012 ###
>
> Alphas12Br1 <- NULL # Sem incluir o fator de accruals
> Alphas12Br2 <- NULL # Incluindo o faotr de accruals
> Alphas12BrAcc <- NULL # Diferena entre os dois
> for(j in 1:ncol(Ret.BR.xts)){
+   Alphas12Br1 <- append(Alphas12Br1,
+                         as.numeric(try_default(lm(retPainelBr2012[,j] ~
+                                                     retPainelBr2012$Rm +
+                                                     retPainelBr2012$SMB +
+                                                     retPainelBr2012$HML +
+                                                     retPainelBr2012$WML)
+$coefficients[1],
+                         NA, quiet = T)))
+   Alphas12Br2 <- append(Alphas12Br2,
+                         as.numeric(try_default(lm(retPainelBr2012[,j] ~
+                                                     retPainelBr2012$Rm +
+                                                     retPainelBr2012$SMB +
+                                                     retPainelBr2012$HML +
+                                                     retPainelBr2012$WML
+                                                     + retPainelBr2012$Acc)
+$coefficients[1],
+                         NA, quiet = T)))
+   Alphas12BrAcc <- Alphas12Br1 - Alphas12Br2
+ }
> length(Alphas12Br1) # 236

```



```

> Alphas12BrAcc <- matrix(Alphas12Br1, nrow = length(Alphas12BrAcc))
> rownames(Alphas12BrAcc) <- colnames(Ret.BR.xts)
> colnames(Alphas12BrAcc) <- "Alphas12BrAcc"
> head(Alphas12BrAcc)

> ### 2013 ###
>
> Alphas13Br1 <- NULL # Sem incluir o fator de accruals
> Alphas13Br2 <- NULL # Incluindo o faotr de accruals
> Alphas13BrAcc <- NULL # Diferena entre os dois
> for(j in 1:ncol(Ret.BR.xts)){
+   Alphas13Br1 <- append(Alphas13Br1,
+                         as.numeric(try_default(lm(retPainelBr2013[,j] ~
+                                                  retPainelBr2013$Rm +
+                                                  retPainelBr2013$SMB +
+                                                  retPainelBr2013$HML +
+                                                  retPainelBr2013$WML)
+ $coefficients[1],
+                         NA, quiet = T)))
+   Alphas13Br2 <- append(Alphas13Br2,
+                         as.numeric(try_default(lm(retPainelBr2013[,j] ~
+                                                  retPainelBr2013$Rm +
+                                                  retPainelBr2013$SMB +
+                                                  retPainelBr2013$HML +
+                                                  retPainelBr2013$WML
+                                                  + retPainelBr2013$Acc)
+ $coefficients[1],
+                         NA, quiet = T)))
+   Alphas13BrAcc <- Alphas13Br1 - Alphas13Br2
+ }
> length(Alphas13Br1) # 236

> Alphas13BrAcc <- matrix(Alphas13Br1, nrow = length(Alphas13BrAcc))
> rownames(Alphas13BrAcc) <- colnames(Ret.BR.xts)
> colnames(Alphas13BrAcc) <- "Alphas13BrAcc"
> head(Alphas13BrAcc)

```

```

> ### 2014 ###
>
> Alphas14Br1 <- NULL # Sem incluir o fator de accruals
> Alphas14Br2 <- NULL # Incluindo o faotr de accruals
> Alphas14BrAcc <- NULL # Diferena entre os dois
> for(j in 1:ncol(Ret.BR.xts)){
+   Alphas14Br1 <- append(Alphas14Br1,
+                         as.numeric(try_default(lm(retPainelBr2014[,j] ~
+                                                  retPainelBr2014$Rm +
+                                                  retPainelBr2014$SMB +
+                                                  retPainelBr2014$HML +
+                                                  retPainelBr2014$WML)
+$coefficients[1],
+                         NA, quiet = T)))
+   Alphas14Br2 <- append(Alphas14Br2,
+                         as.numeric(try_default(lm(retPainelBr2014[,j] ~
+                                                  retPainelBr2014$Rm +
+                                                  retPainelBr2014$SMB +
+                                                  retPainelBr2014$HML +
+                                                  retPainelBr2014$WML
+                                                  + retPainelBr2014$Acc)
+$coefficients[1],
+                         NA, quiet = T)))
+   Alphas14BrAcc <- Alphas14Br1 - Alphas14Br2
+ }
> length(Alphas14Br1) # 236

> Alphas14BrAcc <- matrix(Alphas14Br1, nrow = length(Alphas14BrAcc))
> rownames(Alphas14BrAcc) <- colnames(Ret.BR.xts)
> colnames(Alphas14BrAcc) <- "Alphas14BrAcc"
> head(Alphas14BrAcc)

> ### 2015 ###
>
> Alphas15Br1 <- NULL # Sem incluir o fator de accruals
> Alphas15Br2 <- NULL # Incluindo o faotr de accruals
> Alphas15BrAcc <- NULL # Diferena entre os dois

```


D Scripts Segunda Etapa do Estudo

D.1 Dados em Painel

D.1.1 Dados

```
> setwd("C:/Users/Catrine/Dropbox/Jece/R rodando")
> #Montando as planilhas
> library(reshape2)
> ###Lendo os arquivos
> ##Concentracao de Propriedade (dados de 2004 - 2016)
> ##Capital IQ mesclado com Economatica
> ##de 2001 - 2003 apenas NA, para ficar tudo igual)
> concentracao <- read.csv("concentracao.csv", header = T, sep = ";")
> head(concentracao,3)
```

	Ticker	Bolsa	Setor	CONC2001	CONC2002	CONC2003	CONC2004
1	BMV:ACELSA B	BMV	Outros	NA	NA	NA	0.0689
2	BOVESPA:AELP3	BOVESPA	Energia Eltrica	NA	NA	NA	0.8821
3	SNSE:AESGENER	SNSE	Energia Eltrica	NA	NA	NA	0.9879

```
> #####Variaveis Dependentes (Retornos anormais)
> ##Retornos anormais 3 fatores (dados de 2003 - 2016)
> ##Capital IQ mesclado com Economatica
> retanorm.3fat <- read.csv("retanorm.3fat.csv", header = T, sep = ";")
> head(retanorm.3fat,3)
```

	Ticker	Bolsa	X2001	X2002	X2003	X2004	X2005
1	BMV:ACCELSA B	BMV	NA	NA	16.286461	4.191393	-25.3413132
2	BOVESPA:AELP3	BOVESPA	NA	NA	0.194925	-0.150304	0.1320084
3	SNSE:AESGENER	SNSE	NA	NA	42.243813	63.236219	8.3438747
	X2006	X2007	X2008	X2009	X2010	X2011	
1	-26.17934547	79.954763	9.9688139	8.4925429	10.8330436	32.42326347	
2	0.06354674	-0.122495	-0.2529678	-0.2837217	0.2602597	-0.04278978	
3	135.41889870	54.763630	10.4160842	2.8789324	2.9700861	16.08084085	
	X2012	X2013	X2014	X2015	X2016		
1	18.30963387	30.8902982	8.0170532	8.1580494	4.896867		
2	-0.03834207	-0.1920202	-0.3849005	-0.1503871	0.128544		
3	19.37397048	-27.2281070	24.7928227	27.0913115	-21.431766		

```
> ##Retornos anormais 4 fatores (dados de 2003 - 2016)
> ##Capital IQ mesclado com Economatica
> ##de 2001 - 2002 apenas NA, para ficar tudo igual)
> retanorm.4fat <- read.csv("retanorm.4fat.csv", header = T, sep = ";")
> head(retanorm.4fat,3)
```

	Ticker	Bolsa	X2001	X2002	X2003	X2004	X2005
1	ACCELSA B:BMV	BMV	NA	NA	17.2713056	2.5045275	-28.9325117
2	AELP3:BOVESPA	BOVESPA	NA	NA	0.1550214	-0.1510611	0.2538346
3	AESGENER:SNSE	SNSE	NA	NA	47.3973530	67.5325949	-2.2465371

```
> ##Retornos anormais capm fatores (dados de 2003 - 2016)
> ##Capital IQ mesclado com Economatica
> ##de 2001 - 2002 apenas NA, para ficar tudo igual)
> retanorm.capm <- read.csv("retanorm.capm.csv", header = T, sep = ";")
> head(retanorm.capm,3)
```

	Ticker	Bolsa	X2001	X2002	X2003	X2004	X2005
1	BMV:ACCELSA B	BMV	NA	NA	26.2133862	14.72799533	-16.27277727
2	BOVESPA:AELP3	BOVESPA	NA	NA	0.1741126	-0.06260431	0.07862654
3	SNSE:AESGENER	SNSE	NA	NA	62.5848411	27.94559357	-0.25922477

```
> ###Fatores de Governanca####
> ## Control of Corruption 2001-2016 (1)
> controlcorrupcion <- read.csv("controlcorrupcion.csv", header = T, sep = ";")
> head(controlcorrupcion,3)
```

	Ticker	Bolsa	CC2001	CC2002	CC2003	CC2004	CC2005
1	BMV:ACCELSA B	BMV	NA	-0.180860	-0.167082	-0.303954	-0.271011
2	BOVESPA:AELP3	BOVESPA	NA	0.081059	0.091483	0.023013	-0.139791
3	SNSE:AESGENER	SNSE	NA	1.592268	1.311239	1.373608	1.470515

```
> ## Rule of Law 2001-2016 (2)
> ruleoflaw <- read.csv("ruleoflaw.csv", header = T, sep = ";")
> head(ruleoflaw,3)
```

	Ticker	Bolsa	RL2001	RL2002	RL2003	RL2004	RL2005
1	BMV:ACCELSA B	BMV	NA	-0.309769	-0.332210	-0.374086	-0.346960
2	BOVESPA:AELP3	BOVESPA	NA	-0.231834	-0.322895	-0.364877	-0.429490
3	SNSE:AESGENER	SNSE	NA	1.355726	1.289519	1.321666	1.304793

```
> ## Regulatory Quality 2001-2016 (3)
> regulatory <- read.csv("regulatory.csv", header = T, sep = ";")
> head(regulatory,3)
```

	Ticker	Bolsa	RQ2001	RQ2002	RQ2003	RQ2004	RQ2005
1	BMV:ACCELSA B	BMV	NA	0.4532809	0.3637140	0.42681563	0.19442545
2	BOVESPA:AELP3	BOVESPA	NA	0.2966394	0.3096195	0.03344015	0.03920867
3	SNSE:AESGENER	SNSE	NA	1.4476203	1.4591345	1.40269303	1.35745943

```
> ## Government Effectiveness 2001-2016 (4)
> government <- read.csv("government.csv", header = T, sep = ";")
> head(government,3)
```

	Ticker	Bolsa	GE2001	GE2002	GE2003	GE2004	GE2005	GE2006
1	BMV:ACCELSA B	BMV	NA	0.270510	0.206554	0.122851	0.068157	0.091413
2	BOVESPA:AELP3	BOVESPA	NA	0.055980	0.197510	0.019532	-0.096331	-0.320333
3	SNSE:AESGENER	SNSE	NA	1.147711	1.224551	1.190407	1.236290	1.034509


```
> ## Political Stability and Absence of Violence/Terrorism 2001-2016 (5)
> political <- read.csv("political.csv", header = T, sep = ";")
> head(political ,3)
```

	Ticker	Bolsa	PS2001	PS2002	PS2003	PS2004	PS2005
1	BMV:ACCELSA B	BMV	NA	-0.056015	-0.116509	-0.213861	-0.447938
2	BOVESPA:AELP3	BOVESPA	NA	0.329845	0.005973	-0.275707	-0.264488
3	SNSE:AESGENER	SNSE	NA	1.091703	0.763274	0.692135	0.844651

```
> ## Voice and Accountability 2001-2016 (6)
> voiceandacc <- read.csv("voiceandacc.csv", header = T, sep = ";")
> head(voiceandacc,3)
```

	Ticker	Bolsa	VA2001	VA2002	VA2003	VA2004	VA2005	VA2006
1	BMV:ACCELSA B	BMV	NA	0.346043	0.346937	0.319828	0.198066	0.150474
2	BOVESPA:AELP3	BOVESPA	NA	0.472238	0.442829	0.388609	0.457680	0.500076
3	SNSE:AESGENER	SNSE	NA	1.087187	1.056120	1.225285	1.292521	1.082345

```
> #####Fatores Enforcement, extra\?idos da na\?alise Fatorial
> ## Fator 1 2001-2016
> Governanca1.enf <- read.csv("Fat1_enf.csv", header = T, sep = ";")
> head(Governanca1.enf,3)
```

	Ticker	Bolsa	X2001	X2002	X2003	X2004	X2005
1	BMV:ACCELSA B	BMV	NA	-0.3209774	-0.27596602	-0.4220759	-0.7039611
2	BOVESPA:AELP3	BOVESPA	NA	0.2726730	0.08104313	0.0193252	0.2291071
3	SNSE:AESGENER	SNSE	NA	1.4619899	1.26262264	1.7761185	2.0506262

```
> ## Fator 2 2001-2016
> Fat2.enf <- read.csv("Fat2_enf.csv", header = T, sep = ";")
> head(Fat2.enf,3)
```

	Ticker	Bolsa	X2001	X2002	X2003	X2004	X2005
1	BMV:ACCELSA B	BMV	NA	0.09066716	-0.00247833	0.04468652	0.1038588
2	BOVESPA:AELP3	BOVESPA	NA	-0.26597685	-0.15957605	-0.34111765	-0.5666773
3	SNSE:AESGENER	SNSE	NA	1.34182571	1.36549189	1.08190286	0.9127102

```
> ###Fatores de Cultura####
> ## MASCULINIDADE 2001-2016 (1)
> masculinidade <- read.csv("masculinidade.csv", header = T, sep = ";")
> head(masculinidade,3)

> ## INDULGENCIA 2001-2016 (2)
> indulgencia <- read.csv("indulgencia.csv", header = T, sep = ";")
> head(indulgencia,3)

> ## INDIVIDUALISMO 2001-2016 (3)
> individualismo <- read.csv("individualismo.csv", header = T, sep = ";")
> head(individualismo,3)

> ## DISTNCIA DO PODER 2001-2016 (4)
> distanciadopoder <- read.csv("distanciadopoder.csv", header = T, sep = ";")
> head(distanciadopoder,3)

> ## AVERSAO A INCERTEZA 2001-2016 (5)
> aversaoaincerteza <- read.csv("aversaoaincerteza.csv", header = T, sep = ";")
> head(aversaoaincerteza,3)

> ## ORIENTACAO A LONGO PRAZO 2001-2016 (6)
> orientacaolp <- read.csv("orientacaolp.csv", header = T, sep = ";")
> head(orientacaolp,3)

> ###IFRS####
> ## IFRS ADOCAO INICIAL 2001-2016 (1)
> ifrsi<- read.csv("ifrsi.csv", header = T, sep = ";")
> head(ifrsi,3)

> ## IFRS ADOCAO COMPLETA 2001-2016 (2)
> ifrsc<- read.csv("ifrsc.csv", header = T, sep = ";")
> head(ifrsc,3)
```

	Ticker	Bolsa	IFRSfull12001	IFRSfull12002	IFRSfull12003	IFRSfull12004
1	BMV:ACELSA B	BMV	0	0	0	0
2	BOVESPA:AELP3	BOVESPA	0	0	0	0
3	SNSE:AESGENER	SNSE	0	0	0	0

```

> #Controles
> ## Tamanho: ln Ativo Total
> ##Total Assets - PREFCON ($USDmm, Historical rate)
> ##0 mesmo utilizado para calcular o ROA
> tamanho<- read.csv("tamanho.csv", header = T, sep = ";")
> head(tamanho,3)

```

	Ticker	Bolsa	Ativo2001	Ativo2002	Ativo2003	Ativo2004	Ativo2005
1	BMV:ACELSA B	BMV	5.701112	5.625100	5.108367	5.034352	5.125154
2	BOVESPA:AELP3	BOVESPA	8.553544	8.189494	8.385329	8.456445	8.561153
3	SNSE:AESGENER	SNSE	7.940548	7.912972	7.919720	7.897259	7.932542

```

> ## ROA ##NET INCOME/ TOTAL ASSETS
> ##Net Income - PREFCON ($USDmm, Historical rate)
> roa<- read.csv("roa.csv", header = T, sep = ";")
> head(roa,3)

```

	Ticker	Bolsa	Roa2001	Roa2002	Roa2003	Roa2004
1	BMV:ACELSA B	BMV	-0.019385027	0.01391994	-0.23518742	-0.001542969
2	BOVESPA:AELP3	BOVESPA	0.013654510	-0.10358323	-0.01563106	-0.005398168
3	SNSE:AESGENER	SNSE	-0.001096515	0.01917658	0.03355144	0.027250084

```

> ##Alavancagem
> ##Alavancagem = P/A
> ###Passivo = A - PL
> ##PL: Total Equity - PREFCON ($USDmm, Historical rate)
> alavancagem<- read.csv("alavancagem.csv", header = T, sep = ";")
> head(alavancagem,3)

```

	Ticker	BOLSA	Alavancagem2001	Alavancagem2002	Alavancagem2003
1	BMV:ACELSA B	BMV	0.4007353	0.3901911	0.3833132
2	BOVESPA:AELP3	BOVESPA	0.7582303	0.9138749	0.9245373
3	SNSE:AESGENER	SNSE	0.6092777	0.5840439	0.5077426

```

> ##Market-to-book
> ##book value/ market capitalization
> ## PL / VM
> #Market Capitalization ($USDmm, Historical rate) em milhes
> # mtb<- read.csv("mtb.csv", header = T, sep = ";")
> # head(mtb,3)
> # ncol(mtb) #18 columnas
> ## VM / PL
> #Market Capitalization ($USDmm, Historical rate) em milhes
> btm<- read.csv("btm.csv", header = T, sep = ";")
> head(btm,3)

```

	Ticker	BOLSA	BTM2001	BTM2002	BTM2003	BTM2004	BTM2005
1	BMV:ACELSA B	BMV	0.05259342	0.08633944	0.2284314	NA	NA
2	BOVESPA:AELP3	BOVESPA	0.01100830	0.37866581	0.2488660	1.7173780	0.8597342
3	SNSE:AESGENER	SNSE	0.37084282	0.75813831	0.8258751	0.7188534	1.4506550

```

> ##Acoes negociadas LN das
> #Shares Outstanding [Latest - 14 Year(s)] (mm)
> acoesneg<- read.csv("Acoesneg2.csv", header = T, sep = ";")
> head(acoesneg,3)

```

	Ticker	Bolsa	AcNeg2001	AcNeg2002	AcNeg2003	AcNeg2004	AcNeg2005
1	BMV:ACELSA B	BMV	NA	4.424847	4.424847	4.424847	NA
2	BOVESPA:AELP3	BOVESPA	NA	2.639057	2.639057	2.639057	4.554929
3	SNSE:AESGENER	SNSE	NA	8.643438	8.643438	8.775364	8.761989

```

> ##Earnings per share EPS
> #Shares Outstanding [Latest - 14 Year(s)] (mm)
> eps<- read.csv("EPS.csv", header = T, sep = ";")
> head(eps,3)

```

	Ticker	Bolsa	EPS2001	EPS2002	EPS2003	EPS2004	EPS2005	EPS2006	EPS2007
1	BMV:ACELSA B	BMV	NA	0.000	0.00	-0.003	0.025	0.009	0.054
2	BOVESPA:AELP3	BOVESPA	NA	-28.600	-2.20	-1.490	-0.346	0.589	1.130
3	SNSE:AESGENER	SNSE	NA	0.014	0.01	0.009	0.022	0.019	0.011

```
> #Accruals calculados como Lucro Liquido (net income) - Fluxo de caixa operacional
> #Cash flow from op.
> accruals <- read.csv("accruals.csv", header = T, sep = ";")
> head(accruals, 3)
```

	Ticker	Exchange	accruals2001	accruals2002	accruals2003	accruals2004
1	BMV:ACELSA B	BMV	3.70	-0.62	-41.2	-5.287
2	BOVESPA:AELP3	BOVESPA	246.20	648.70	56.3	-197.300
3	SNSE:AESGENER	SNSE	-39.28	-56.50	-113.5	-111.700

```
> ###Coluna de anos### 2001 - 2016
> anos <- read.csv("anos.csv", header = T, sep = ";")
```

```
> ###Coluna de anos### 2001 - 2016
> crise <- read.csv("crise.csv", header = T, sep = ";")
> head(crise,3)
```

	Ticker	Bolsa	Crise2001	Crise2002	Crise2003	Crise2004	Crise2005
1	BMV:ACELSA B	BMV	0	0	0	0	0
2	BOVESPA:AELP3	BOVESPA	0	0	0	0	0
3	SNSE:AESGENER	SNSE	0	0	0	0	0

```
> ###Coluna de setores### 2001 - 2015
> ##setor <- read.csv("setores.csv", header = T, sep = ";")
> ##head(setor,3)
> ##ncol(setor) #1 coluna
```

D.1.2 Estatísticas Descritivas

```
##Pacotes utilizados
> library('openxlsx')
> library('dplyr')
> library('nsprcomp')
> library("plm")
> library(AER)
> library('censReg')
> library(graphics)
> library('sandwich')
> library('lmtest')
> library('car')
> library('pcse')
> library("xtable") # transporta resultados para latex
> library("tables")
> library("clusterSEs")
> library("Zelig")
> library(stargazer)
> library("psych")
> library("truncreg")
> library("Hmisc")

> dim(painel)## 9392 32

> painel2<-na.omit(painel) # omitir Not Available
> dim(painel2)## 4304 32

> #####Painis cortados por pases
> paises <- levels(painel2$Bolsa)
> Base <- subset(painel2, Bolsa == paises[1]) ###389 28
> BMV <- subset(painel2, Bolsa == paises[2]) ##649 28
> Bovespa <- subset(painel2, Bolsa == paises[3]) ##1799 28
> BVL <- subset(painel2, Bolsa == paises[4]) ## 444 28
> SNSE <- subset(painel2, Bolsa == paises[5]) ##1023 28
> #Dados para estatisticas descritivas
```

```

> #dados para calculo da winsorizacao
> #winsorizacao
> dados_winsorizados<-as.data.frame(winsor(dados_teste,trim=0.01))
> #####Para correlacao
> # Correlations with significance levels
> library(Hmisc)
> library(xtable)
> corstars1 <- function(x){
+   require(Hmisc)
+   x <- as.matrix(x)
+   R <- rcorr(x, type='pearson')$r
+   p <- rcorr(x, type='pearson')$P
+
+   ## define notions for significance levels; spacing is important.
+   mystars <- ifelse(p < .001, "****", ifelse
+ (p < .01, "** ", ifelse(p < .05, "* ", " "))
+
+   ## truncate the matrix that holds the correlations to two decimal
+   R <- format(round(cbind(rep(-1.11, ncol(x)), R), 2))[, -1]
+
+   ## build a new matrix that includes the
+   ##correlations with their appropriate stars
+   Rnew <- matrix(paste(R, mystars, sep=""), ncol=ncol(x))
+   diag(Rnew) <- paste(diag(R), " ", sep="")
+   rownames(Rnew) <- colnames(x)
+   colnames(Rnew) <- paste(colnames(x), "", sep="")
+
+   ## remove upper triangle
+   Rnew <- as.matrix(Rnew)
+   Rnew[upper.tri(Rnew, diag = TRUE)] <- ""
+   Rnew <- as.data.frame(Rnew)
+
+   ## remove last column and return the matrix (which is now a data frame)
+   Rnew <- cbind(Rnew[1:length(Rnew)-1])
+   return(Rnew)
+ }

> xtable(corstars1(dados_desc.emp)) #Latex code

```

```

> #####Pais e Dependentes
> dados_desc.pais<-painel2%>%select(RetAnormcapmabs, RetAnorm3fatabs,
+                                     RetAnorm4fatabs, Governanca1, Fat2,
+ Masculinidade,
+                                     Indulgencia, Individualismo,
+                                     Distanciadopoder, Aversaoaincerteza,
+ Orientacaolp)
> corstarsl(dados_desc.pais)

> #####Empresas e Pais (Independentes)
> dados_desc.indp<-painel2%>%select(Concentracao, Tamanho, ROA, Alavancagem,
+ BTM, EPS, Governanca1,
+                                     Fat2, Masculinidade, Indulgencia,
+Individualismo,
+                                     Distanciadopoder, Aversaoaincerteza,
+ Orientacaolp)
> corstarsl(dados_desc.indp)

> xtable(corstarsl(dados_desc.indp)) #Latex code

> ##Com winsor
> #####Empresas e dependentes
> dados_desc.emp.w<-painel3%>%select(RetAnormcapmabs, RetAnorm3fatabs,
+                                     RetAnorm4fatabs, Concentracao,
+                                     Tamanho, ROA, Alavancagem, BTM, EPS)
> corstarsl(dados_desc.emp.w)

> xtable(corstarsl(dados_desc.emp.w)) #Latex code

> #####Pais e Dependentes
> dados_desc.pais.w<-painel3%>%select(RetAnormcapmabs, RetAnorm3fatabs,
+                                     RetAnorm4fatabs, Governanca1, Fat2,
+ Masculinidade,
+                                     Indulgencia, Individualismo,
+                                     Distanciadopoder, Aversaoaincerteza,
+ Orientacaolp)
> corstarsl(dados_desc.pais.w)

```



```

> xtable(corstarsl(dados_desc.pais.w)) #Latex code

> #####Empresas e Pais (Independentes)
> dados_desc.indp.w<-painel3%>%select(Concentracao, Tamanho, ROA, Alavancagem,
+ BTM, EPS, Governanca1,
+                               Fat2, Masculinidade, Indulgencia,
+ Individualismo,
+                               Distanciadopoder, Aversaoaincerteza,
+ Orientacaolp)
> corstarsl(dados_desc.indp.w)

> xtable(corstarsl(dados_desc.indp.w)) #Latex code

> #####Para descricao
> ###Sem winsor
> desc_todos<-painel2%>%select(RetAnormcapmabs, RetAnorm3fatabs,
+                               RetAnorm4fatabs, Concentracao,
+ Tamanho, ROA, Alavancagem, BTM, EPS,
+                               Governanca1, Fat2)
> summary(desc_todos)

> stargazer(desc_todos, type = "text", align=T,
+           summary.stat = c("mean","sd", "median", "max", "min"))

> ###Com winsor
> desc_todos.w<-painel3%>%select(RetAnormcapmabs, RetAnorm3fatabs,
+                               RetAnorm4fatabs, Concentracao, Tamanho,
+ ROA, Alavancagem, BTM, EPS,
+                               Governanca1, Fat2)
> summary(desc_todos.w)

> stargazer(desc_todos, desc_todos.w, type = "text", align=T,
+           summary.stat = c("mean","sd", "median", "max", "min"))

```

D.1.3 Regressões

```

> ##CAPM
> ###WINSORIZADOS
> Mod.fixo.w <-plm(RetAnormcapmabs~ Concentracao +
+                 Fat2*Concentracao +
+                 Governanca1*Concentracao +
+                 ROA + EPS + Alavancagem +
+                 Tamanho + BTM + IFRSc + Crise,
+                 data=painel3, model="within")
> summary(Mod.fixo.w )

> Mod.p.w <-plm(RetAnormcapmabs~ Concentracao +
+               Fat2*Concentracao +
+               Governanca1*Concentracao +
+               ROA + EPS + Alavancagem +
+               Tamanho + BTM + IFRSc + Crise,
+               data=painel3, model="pooling")
> summary(Mod.p.w)

> Mod.al.w <-plm(RetAnormcapmabs~ Concentracao +
+               Fat2*Concentracao +
+               Governanca1*Concentracao +
+               ROA + EPS + Alavancagem +
+               Tamanho + BTM + IFRSc + Crise,
+               data=painel3, model="random")
> summary(Mod.al.w)

> phtest(Mod.fixo.w, Mod.al.w) ##Se rejeita H0 indica efeitos fixos

> pooltest(Mod.p.w, Mod.fixo.w) ##Se rejeita H0 indica efeitos fixos

> ###Com variveis de cultura
>
> Mod.fixo.c.w <-plm(RetAnormcapmabs~ Concentracao +

```

```

+           Fat2*Concentracao +
+           Governanca1*Concentracao +
+           Indulgencia +
+           ROA + EPS + Alavancagem +
+           Tamanho + BTM + IFRSc + Crise,
+           data=painel3, model="within")
> summary(Mod.fixo.c.w)

> Mod.p.c.w <-plm(RetAnormcapmabs~ Concentracao +
+           Fat2*Concentracao +
+           Governanca1*Concentracao +
+           Indulgencia +
+           ROA + EPS + Alavancagem +
+           Tamanho + BTM + IFRSc + Crise,
+           data=painel3, model="pooling")
> summary(Mod.p.c.w)

> #phtest(Mod.fixo.c.w, Mod.al.c.w) ##Se rejeita H0 indica efeitos fixos
> pooltest(Mod.p.c.w, Mod.fixo.c.w) ##Se rejeita H0 indica efeitos fixos

> #####3 - Fatores
>
> ###WINSORIZADOS
>
> Mod3f.fixo.w <-plm(RetAnorm3fatabs~ Concentracao +
+           Fat2*Concentracao +
+           Governanca1*Concentracao +
+           ROA + EPS + Alavancagem +
+           Tamanho + BTM + IFRSc + Crise,
+           data=painel3, model="within")
> summary(Mod3f.fixo.w )

> Mod3f.p.w <-plm(RetAnorm3fatabs~ Concentracao +
+           Fat2*Concentracao +
+           Governanca1*Concentracao +
+           ROA + EPS + Alavancagem +

```

```

+           Tamanho + BTM + IFRSc + Crise,
+           data=painel3, model="pooling")
> summary(Mod3f.p.w)

> Mod3f.al.w <-plm(RetAnorm3fatabs~ Concentracao +
+           Fat2*Concentracao +
+           Governanca1*Concentracao +
+           ROA + EPS + Alavancagem +
+           Tamanho + BTM + IFRSc + Crise,
+           data=painel3, model="random")
> summary(Mod3f.al.w)

> phtest(Mod3f.fixo.w, Mod3f.al.w) ##Se rejeita H0 indica efeitos fixos

> pooltest(Mod3f.p.w, Mod3f.fixo.w) ##Se rejeita H0 indica efeitos fixos

> ###Com variveis de cultura
>
> Mod3f.fixo.c.w <-plm(RetAnorm3fatabs~ Concentracao +
+           Fat2*Concentracao +
+           Governanca1*Concentracao +
+           Indulgencia +
+           ROA + EPS + Alavancagem +
+           Tamanho + BTM + IFRSc + Crise,
+           data=painel3, model="within")
> summary(Mod3f.fixo.c.w)

> Mod3f.p.c.w <-plm(RetAnorm3fatabs~ Concentracao +
+           Fat2*Concentracao +
+           Governanca1*Concentracao +
+           Indulgencia +
+           ROA + EPS + Alavancagem +
+           Tamanho + BTM + IFRSc + Crise,
+           data=painel3, model="pooling")
> summary(Mod3f.p.c.w)

```

```
> #phtest(Mod3f.fixo.c.w, Mod3f.al.c.w) ##Se rejeita H0
> pooltest(Mod3f.p.c.w, Mod3f.fixo.c.w) ##Se rejeita H0
```

```
> #####4 - Fatores
>
> ###WINSORIZADOS
>
> Mod4f.fixo.w <-plm(RetAnorm4fatabs~ Concentracao +
+                   Fat2*Concentracao +
+                   Governanca1*Concentracao +
+                   ROA + EPS + Alavancagem +
+                   Tamanho + BTM + IFRSc + Crise,
+                   data=painel3, model="within")
> summary(Mod4f.fixo.w )
```

```
> Mod4f.p.w <-plm(RetAnorm4fatabs~ Concentracao +
+                 Fat2*Concentracao +
+                 Governanca1*Concentracao +
+                 ROA + EPS + Alavancagem +
+                 Tamanho + BTM + IFRSc + Crise,
+                 data=painel3, model="pooling")
> summary(Mod4f.p.w)
```

```
> Mod4f.al.w <-plm(RetAnorm4fatabs~ Concentracao +
+                 Fat2*Concentracao +
+                 Governanca1*Concentracao +
+                 ROA + EPS + Alavancagem +
+                 Tamanho + BTM + IFRSc + Crise,
+                 data=painel3, model="random")
> summary(Mod4f.al.w)
```

```
> phtest(Mod4f.fixo.w, Mod4f.al.w) ##Se rejeita H0
```

```
> pooltest(Mod4f.p.w, Mod4f.fixo.w) ##Se rejeita H0
```

```

> ###Com variveis de cultura
> Mod4f.fixo.c.w <-plm(RetAnorm4fatabs~ Concentracao +
+                      Fat2*Concentracao +
+                      Governanca1*Concentracao +
+                      Indulgencia +
+                      ROA + EPS + Alavancagem +
+                      Tamanho + BTM + IFRSc + Crise,
+                      data=painel3, model="within")
> summary(Mod4f.fixo.c.w)

> Mod4f.p.c.w <-plm(RetAnorm4fatabs~ Concentracao +
+                  Fat2*Concentracao +
+                  Governanca1*Concentracao +
+                  Indulgencia +
+                  ROA + EPS + Alavancagem +
+                  Tamanho + BTM + IFRSc + Crise,
+                  data=painel3, model="pooling")
> summary(Mod4f.p.c.w)

> #phtest(Mod4f.fixo.c.w, Mod4f.al.c.w) ##Se rejeita H0
> pooltest(Mod4f.p.c.w, Mod4f.fixo.c.w) ##Se rejeita H0

>
> ##Modelo com cultura fixo
> #stargazer(Mod.fixo.c.w, Mod3f.fixo.c.w, Mod4f.fixo.c.w,
+ type = "latex",align=T,
> #       title="Retornos Anormais e variveis de cultura")
>
> ##Modelo sem cultura aleatorio
> #stargazer(Mod.al.w, Mod3f.al.w, Mod4f.al.w, type =
+ "latex",align=T,
> #       title="Retornos Anormais")

```

D.1.4 Fatorial

```

> library("psych")
> library("GPArotation")

```

```

> library("plm")
> library("vegan")
> library('stargazer')
> cluste.enf <- read.csv("enforcement.csv", header = T, sep = ";")
> ##ANOS
> factor(cluste.enf$Ano) #transforma os anos numa varivel

> ##BOLSA (PAS)
> factor(cluste.enf$Bolsa)

```

Levels: BASE BMV BOVESPA BVL SNSE

```

> # cluste.enf = pdata.frame(cluste.enf)
>
> matcor<-cor(cluste.enf[,3:8])
> stargazer(matcor, type="text", align=T)

> ## teste KMO como medida de adequao da amostra
> kmo<-function(x)
+ {
+   x<-subset(x, complete.cases(x))
+   r<-cor(x)
+   r2<-r^2
+   i<-solve(r)
+   d<-diag(i)
+   p2<-(-i/sqrt(outer(d, d)))^2
+   diag(r2) <- diag(p2) <- 0
+   KMO <- sum(r2)/(sum(r2)+sum(p2))
+   MSA <- colSums(r2)/(colSums(r2)+colSums(p2))
+   return(list(KMO=KMO, MSA=MSA))
+ }
> b = (cluste.enf[,3:8])
> a = kmo(cluste.enf[,3:8])
> dois.fatores = factanal(cluste.enf[,3:8], 2,
+ scores = c("regression"),
+           rotation = "varimax")
> dois.fatores$rotation

```

```

> print(xtable(summary(dois.fatores$loadings)))

> cluste.enf$Fat1<-dois.fatores$scores[,1]
> cluste.enf$Fat2<-dois.fatores$scores[,2]
> ###Calcular a matriz de dissimilaridade por meio das distncias Euclidianas
>
> clust_teste<-vegdist(cluste.enf[,3:8], method = "euclidian")
> plot(hclust(clust_teste, method="single"), hang=-1,
+      main="Dendograma dos fatores", xlab="Fatores de Governana", ylab=" ")
> ordiplot(clust_teste, type = "t")
>

```

D.1.5 Gráficos América Latina

```

> ###Baixando os dados do Banco mundial
> #install.packages("wbstats")
> library("wbstats")
> str(wb_cachelist, max.level = 1)

```

List of 7

\$ countries	:'data.frame':	304 obs. of 18 variables:
\$ indicators	:'data.frame':	16978 obs. of 7 variables:
\$ sources	:'data.frame':	43 obs. of 8 variables:
\$ datacatalog	:'data.frame':	238 obs. of 29 variables:
\$ topics	:'data.frame':	21 obs. of 3 variables:
\$ income	:'data.frame':	7 obs. of 3 variables:
\$ lending	:'data.frame':	4 obs. of 3 variables:

```

> library(wbstats)
> library(ggplot2)
> library('lubridate')
> ###Fazendo os plots de Valor de Mercado da America Latina
>
> ###Grafico de Valor de Mercado
> ###Fonte https://data.worldbank.org/indicator

```


Autorizo a reprodução e divulgação total ou parcial deste trabalho, por qualquer meio convencional ou eletrônico, para fins de estudo e pesquisa, desde que citada a fonte.

FICHA CATALOGRÁFICA

Elaborada por Martha Ribeiro Neves de Vasconcellos CRB-8/5994
Seção de Processamento Técnico do SBD/FEA/USP

Moreira, Jeíce Catrine Cordeiro

Efeitos dos aspectos institucionais na anomalia dos *accruals* na América Latina/Jeíce Catrine Cordeiro Moreira. – São Paulo, 2018.

322 p.

Tese (Doutorado) – Universidade de São Paulo, 2018.

Orientador: Gerlando Augusto Sampaio Franco de Lima.

1. Contabilidade Internacional 2. Fatores institucionais 3. Retornos anormais 4. Anomalia dos *accruals* I. Universidade de São Paulo. Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade. II. Título.

CDD – 657.6

```

> ###/CM.MKT.LCAP.CD?end=2016&locations=BR-AR-MX-CL-PE-ZJ&start=2002&view=chart
>
> capitalization <- wb(c(country = "BRA", "ARG", "CHL", "MEX", "PER", "LCN"),
+       indicator = "CM.MKT.LCAP.CD",
+       startdate = "2001", enddate = "2016", freq = "Y", POSIXct = TRUE)
> capitalization$value = (capitalization$value)/1000000000000
> ggplot(capitalization, aes(x = date_ct, y = value, colour = Pas))
+ geom_line(size = 0.8) +
+   labs(x = "Anos", y = "Dlar Americano (em Trilhes U$)")
> ###Fonte https://data.worldbank.org/indicator
> ###/CM.MKT.LCAP.CD?end=2016&locations=BR-AR-MX-CL-PE-ZJ&start=2002&view=chart
>
> capitalization.PIB <- wb(c(country = "BRA", "ARG", "CHL", "MEX", "PER", "LCN"),
+       indicator = "CM.MKT.LCAP.GD.ZS",
+       startdate = "2001", enddate = "2016", freq = "Y",
+       POSIXct = TRUE)
> capitalization.PIB[,7][capitalization.PIB[,7]==
+ "Latin America & Caribbean"] <- "Amrica Latina e Caribe"
> ggplot(capitalization.PIB, aes(x = date_ct, y = value
+ colour = Pas)) + geom_line(size = 0.8) +
+   labs(x = "Anos", y = " %")
> ###Numero de empresas listadas
> list <- wb(c(country = "BRA", "ARG", "CHL", "MEX", "PER"),
+       indicator = "CM.MKT.LDOM.NO",
+       startdate = "2001", enddate = "2016",
+       freq = "Y", POSIXct = TRUE)
> ggplot(list, aes(x = date_ct, y = value, colour = Pas))
+ geom_line(size = 0.8) +
+   labs(x = "Anos", y = "Nmero de empresas listadas")

```